引文格式:楼益栋,闭浩航,刘梦杰,等.人工智能驱动的GNSS大气效应建模、预测与应用研究进展[J].武汉大学学报(信息科学版),2026,51(10):2071-2091.DOI:10.13203/j.whugis20260381

Citation: LOU Yidong, BI Haohang, LIU Mengjie, et al. Advances in Artificial Intelligence-Driven Modeling, Prediction, and Applications of GNSS Atmospheric Effects[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2026, 51(10):2071-2091. DOI:10.13203/j.whugis20260381

人工智能驱动的GNSS大气效应建模、预测与应用研究进展

楼益栋[1,2] 闭浩航[1,3] 刘梦杰[1,3] 张卫星[1] 罗小敏[4] 任晓东[3]
张镇驿[5] 周要宗[1]

1 武汉大学卫星导航定位技术研究中心,湖北 武汉,430079
2 湖北珞珈实验室,湖北 武汉,430079
3 武汉大学测绘学院,湖北 武汉,430079
4 中国地质大学(武汉)地理与信息工程学院,湖北 武汉,430074
5 苏黎世联邦理工学院大地测量与摄影测量研究所,瑞士 苏黎世,8093

摘 要:全球导航卫星系统(global navigation satellite system,GNSS)具有全天候、高精度、高时空分辨率观测等优势,已成为开展地球大气探测与效应研究的重要技术手段。近年来,随着人工智能(artificial intelligence,AI)迅猛发展,AI驱动的GNSS大气效应研究已成为卫星导航与大气科学交叉领域的重要前沿方向。围绕GNSS大气效应建模、预测与应用,系统梳理AI在对流层天顶总延迟、天顶湿延迟、斜路径延迟、可降水量、电离层电子总含量、电子密度及电离层闪烁等参数建模与预测中的研究进展,进一步分析总结其在水汽二维建模、三维水汽和电子密度结构反演、高精度GNSS定位和强降水短临预报等方面的应用。现有研究表明,AI在复杂大气条件下对大气参数表现出较强的非线性建模与预测能力,但仍存在训练数据质量和代表性依赖较强、物理可解释性不足、复杂深度模型计算量大、长期与异常事件泛化能力有限等问题,距离工程应用仍有差距。未来研究应重点加强地基GNSS、GNSS掩星、卫星测高及探空等多源观测的协同利用,构建高质量数据集;引入GNSS信号传播过程及大气参数反演等物理约束,提高建模可靠性;发展迁移学习、自监督学习及领域自适应等方法,提高数据稀缺及复杂场景下泛化与自适应能力。同时完善面向实际应用的评价体系,形成"实时监测—智能预测—误差改正—定位/气象应用"闭环,服务于高精度定位、空间天气预警和GNSS气象学。

关键词:人工智能;北斗/GNSS;大气效应;电离层;对流层;建模预测

中图分类号:P228 **文献标识码**:A **收稿日期**:2026-09-29

DOI:10.13203/j.whugis20260381 **文章编号**:1671-8860(2026)10-2071-21

Advances in Artificial Intelligence-Driven Modeling, Prediction, and Applications of GNSS Atmospheric Effects

LOU Yidong[1,2] *BI Haohang*[1,3] *LIU Mengjie*[1,3] *ZHANG Weixing*[1] *LUO Xiaomin*[4]
REN Xiaodong[3] *ZHANG Zhenyi*[5] *ZHOU Yaozong*[1]

1 GNSS Research Center, Wuhan University, Wuhan 430079, China
2 Hubei Luojia Laboratory, Wuhan 430079, China
3 School of Surveying and Mapping, Wuhan University, Wuhan 430079, China
4 School of Geography and Information Engineering, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430074, China
5 Institute of Geodesy and Photogrammetry, Eidgenössische Technische Hochschule Zürich, Zürich 8093, Switzerland

Abstract: Global navigation satellite systems (GNSS), with all-weather operation, high accuracy, and high spatiotemporal resolution, have become an important technique for atmospheric sounding and the investigation of atmospheric effects. In recent years, with the rapid development of artificial intelligence (AI),

基金项目:广西科技重大专项(桂科AA24263006);国家自然科学基金(42504032);湖北省自然科学基金(2024AFA023)。

第一作者:楼益栋,博士,教授,研究方向为北斗实时高精度定轨定位理论方法、软件研制及应用。ydlou@whu.edu.cn

AI-driven research on GNSS atmospheric effects has emerged as an important frontier at the intersection of satellite navigation and atmospheric science. Focusing on the modeling, prediction, and applications of GNSS atmospheric effects, this paper systematically reviews recent advances in AI-based modeling and prediction of key atmospheric parameters, including zenith total delay, zenith wet delay, slant path delay, precipitable water vapor, ionospheric total electron content, electron density, and ionospheric scintillation. Applications of AI to two-dimensional water vapor modeling, three-dimensional reconstruction of water vapor and electron density structures, high-precision GNSS positioning, and severe precipitation nowcasting are further summarized and analyzed. Existing studies show that AI exhibits strong capabilities for nonlinear modeling and prediction of atmospheric parameters under complex atmospheric conditions. However, several challenges remain, including strong dependence on the quality and representativeness of training data, limited physical interpretability, high computational costs of complex deep learning models, and insufficient generalization over long time spans and during anomalous events, indicating that a gap still exists between current research and practical engineering applications. Future studies should strengthen the coordinated use of multi-source observations, including ground-based GNSS, GNSS radio occultation, satellite altimetry, and radiosonde measurements, to construct high-quality datasets; incorporate physical constraints associated with GNSS signal propagation and atmospheric parameter inversion to improve modeling reliability; and develop transfer learning, self-supervised learning, and domain adaptation methods to enhance model generalization and adaptability under data-scarce and complex conditions. In addition, evaluation systems oriented toward practical applications should be further improved to establish an integrated chain of real-time monitoring, intelligent prediction, error correction, and positioning or meteorological applications, thereby supporting high-precision positioning, space weather early warning, and GNSS meteorology.

Key words: artificial intelligence; BeiDou/GNSS; atmospheric effects; ionosphere; troposphere; modeling and prediction

全球导航卫星系统(global navigation satellite system,GNSS)信号穿过地球大气层时,受到大气介质时空变化的影响,会产生传播延迟与扰动,即GNSS大气效应。一方面,大气效应是制约GNSS定位导航授时的精度、收敛速度及服务可靠性的主要误差源。另一方面,信号传播延迟和扰动包含丰富的大气状态信息,可用于对流层和电离层的高精度监测。因此,GNSS大气效应的准确建模和预测对提升导航定位授时性能与支撑中高层大气的科学研究均具有重要意义。

GNSS大气效应主要包括对流层效应和电离层效应。对流层在GNSS频段内近似为非色散介质,延迟不能通过多频组合直接消除,其中湿延迟对大气水汽变化十分敏感,在高湿、锋面和强对流等复杂条件下表现出显著的时空非均匀性[1]。电离层具有色散特性,其对GNSS信号传播的影响不仅与信号频率有关,还与传播路径上的电子含量及其空间分布密切相关。此外,在磁暴、电离层不规则体等异常扰动条件下,GNSS信号还可能出现相位扰动、周跳、信噪比下降甚至失锁等现象[2]。围绕对流层和电离层效应的建模改正,国内外已开展大量研究。在对流层方面,经验模型、映射函数、数值天气预报和再分析资料已广泛应用于天顶延迟估计与改正、精密单点定位(precise point positioning,PPP)以及GNSS气象[3]。在电离层方面,全球和区域二维/三维经验模型、实测模型以及数据同化模型用于单频GNSS定位误差修正和电离层状态监测。然而,传统建模方法通常依赖既定物理特性和参数化方案,存在模型参数相对固化、空间平滑过度以及模式分辨率受限等问题,难以充分刻画台风、锋面、强对流、磁暴和电离层不规则体等强扰动条件下的局地变化和快速演化过程,制约GNSS大气效应高精度、高时空分辨率建模处理和预测水平。

人工智能(artificial intelligence,AI)方法能够从大规模历史观测数据中学习输入信息与GNSS大气效应参数之间复杂的非线性映射关系,并通过时序建模、空间特征提取及多源信息融合等手段,增强对传统模型难以充分刻画的局地变化和快速演化过程的表征能力。随着GNSS地面观测网规模不断扩大,以及GNSS掩星、卫星测高、空间天气参数、地面气象观测、再分析资料和数值天气预报等多源数据持续积累,AI驱动的

GNSS大气效应建模、预测与应用研究具备了丰富的数据基础。目前，相关研究已由对流层延迟和电离层总电子含量（total electron content，TEC）等基本参数估计，逐步拓展至对流层二维建模与三维水汽反演、电离层二维TEC和三维电子密度建模、扰动与闪烁识别，以及大气参数时空预测和多场景应用等。相较于传统建模与预测方法，AI技术在复杂非线性关系表征、时空特征学习和多源异构信息协同利用等方面优势显著，为复杂环境及强扰动条件下GNSS大气效应的精细建模、动态预测与深层应用提供了新的技术途径。为此，本文从GNSS大气效应建模、预测与应用3个方面，系统梳理AI在GNSS大气效应研究中的主要进展，重点讨论分析不同AI方法的技术特点、适用性、改进策略和性能优势，总结当前研究存在的关键问题，并进一步探讨未来的发展方向。

1　GNSS大气效应及其AI方法适用性

1.1　GNSS大气效应基本参数及传统反演方法

传统GNSS大气效应建模与反演方法主要通过构建观测量与大气参数之间的函数关系，结合参数化模型和统计估计方法，实现对流层延迟、电离层总电子含量及相关大气参数的估计与反演。GNSS信号在传播过程中受到对流层和电离层影响，其引起的传播延迟以误差项进入伪距和载波相位观测方程。在卫星轨道、钟差及其他误差得到精确改正或参数估计后，可从GNSS观测量中分离和提取对流层和电离层延迟信息，并进一步反演出相应的大气效应参数。GNSS伪距和载波相位观测方程如下：

$$P_{r,i}^{s}=\rho_r^s+c(\mathrm{d}t_r-\mathrm{d}t^s)+d_{\mathrm{orb}}^s+T_r^s+I_{r,i}^s-cB_{r,i}-cB_i^s+\mathrm{rel}_r^s+\varepsilon_r^s \tag{1}$$

$$\Phi_{r,i}^{s}=\rho_r^s+c(\mathrm{d}t_r-\mathrm{d}t^s)+d_{\mathrm{orb}}^s+T_r^s-I_{r,i}^s-cb_{r,i}-cb_i^s+\mathrm{rel}_r^s+N_{r,i}^s+\xi_r^s \tag{2}$$

式中，$P_{r,i}^{s}$和$\Phi_{r,i}^{s}$分别为接收机r对卫星s在频率i上的伪距和载波相位观测值；ρ_r^s为卫星到接收机几何距离；$\mathrm{d}t_r$和$\mathrm{d}t^s$分别为接收机钟差和卫星钟差；d_{orb}^s为卫星轨道误差；T_r^s和$I_{r,i}^s$分别表示对流层和电离层延迟；$B_{r,i}$、B_i^s为伪距硬件延迟；$b_{r,i}$和b_i^s为载波相位小数偏差；rel_r^s为相对论效应改正项；$N_{r,i}^s$为载波相位整周模糊度；ε_r^s和ξ_r^s分别表示伪距和相位观测噪声。

在对流层大气效应建模中，GNSS信号实际受到卫星-接收机视线方向斜路径传播延迟的影响。数据处理中通常利用映射函数将斜路径延迟归算至天顶方向，并以天顶总延迟（zenith total delay，ZTD）作为基本参数。ZTD可进一步分解为天顶静力延迟（zenith hydrostatic delay，ZHD）和天顶湿延迟（zenith wet delay，ZWD），其值表示为：

$$V_{\mathrm{ZTD}}=V_{\mathrm{ZHD}}+V_{\mathrm{ZWD}} \tag{3}$$

式中，ZHD主要受大气总质量和气压影响；ZWD则主要受水汽含量及其时空变化影响。在传统GNSS数据处理中，Saastamoinen、UNB3m及GPT系列模型常用于计算ZHD、ZTD等先验延迟值，或提供相关延迟模型计算所需的气象参数[4-7]。对于不同卫星观测方向，还需根据卫星高度角和方位角，利用映射函数将天顶延迟转换为相应的斜路径延迟。进一步考虑卫星高度角e、方位角α以及水平梯度项后，观测方程中的对流层延迟可表示为斜路径总延迟（slant total delay，STD），表示如下：

$$T_r^s=\mathrm{STD}(e,\alpha)=\underbrace{V_{\mathrm{ZHD}}\times\mathrm{MF}_h(e)+V_{\mathrm{ZWD}}\times\mathrm{MF}_w(e)}_{\text{各向同性}}+\underbrace{\mathrm{MF}_g(e)(G_n\cos\alpha+G_e\sin\alpha)}_{\text{各向异性}} \tag{4}$$

式中，MF_h、MF_w分别为静力学和湿映射函数；MF_g为梯度映射函数；G_n和G_e分别为南北向和东西向水平梯度参数。尼尔映射函数（Niell mapping function，NMF）、全球映射函数（global mapping function，GMF）和维也纳映射函数（Vienna mapping function，VMF）等用于描述天顶延迟向不同卫星高度角对应斜路径方向的映射关系[7-10]；水平梯度则用于补充表征对流层在不同方位上非对称及其空间变化。

在GNSS气象应用中，可进一步将ZWD转换为大气可降水量（precipitable water vapor，PWV），其值转换关系表示为：

$$V_{\mathrm{PWV}}=\Pi(T_m)\cdot V_{\mathrm{ZWD}} \tag{5}$$

式中，转换系数Π与大气加权平均温度T_m密切相关。由此，PWV传统反演通常首先解算ZTD，并分离ZHD获得ZWD，进一步计算T_m获取转换系数，并反演PWV，因此，PWV反演精度不仅受到ZTD估计误差影响，还与气压、大气加权平均温度及其相关模型精度相关。

上述ZTD、ZWD和PWV主要由GNSS测站观测量解算获得，用于表征单个测站上空的对流层延迟或整层水汽状态。在区域尺度建模与应用中，通常利用反距离加权（inverse distance

weighting,IDW)、Kriging和样条插值等方法,将离散分布测站获取的ZTD、ZWD和PWV扩张为空间连续分布。此类方法能够实现由离散站点参数向区域空间连续场的拓展,但其建模精度较大程度受到站网密度、空间分布和插值方法的影响,在复杂地形或水汽空间变化显著的区域容易产生过度平滑,难以准确刻画局地精细结构。此外,由于ZTD、ZWD和PWV均属于大气垂向积分量,因此难以直接反映水汽的垂向分布特征。GNSS水汽层析通常将多站多星观测获取的斜路径湿延迟(slant wet delay,SWD)转换为斜路径水汽含量,并结合卫星-接收机传播路径的几何关系构建体素化观测方程,进而反演三维湿折射率或水汽密度场[11]。受GNSS射线空间分布不均以及部分体素缺乏有效射线观测等影响,传统水汽层析反演通常还需引入初始场及水平、垂向等约束条件,以增强观测方程的可解性和反演结果的稳定性。

在电离层效应建模方面,电离层在GNSS频段具有色散特性,第i个频率上的一阶电离层延迟与卫星-接收机视线方向上的倾斜电离层总电子含量(slant TEC,STEC)满足:

$$I_{r,i}^{s}=\frac{40.3}{f_i^2}T_{\mathrm{STEC}}{}_r^{s} \tag{6}$$

式中,

$$T_{\mathrm{STEC}}=\int_l N_e(r,t)\mathrm{d}s \tag{7}$$

STEC通常采用双频伪距法、相位平滑伪距法以及非差非组合PPP等方法解算得到。对于单频GNSS用户,Klobuchar、NeQuick和BDGIM等广播电离层模型可通过参数化方式提供实时或准实时电离层延迟改正,而国际参考电离层(international reference ionosphere,IRI)等经验模型可用于提供电子密度及相关电离层参数的背景信息[12-15]。当研究对象由单条传播路径扩展至区域或全球二维分布时,通常基于单层电离层假设,将STEC映射至穿刺点对应的垂直总电子含量(vertical TEC,VTEC),并进一步采用球谐函数、多项式和Kriging等方法构建区域或全球TEC产品。由于VTEC本质上是电子密度沿垂向方向的积分量,难以表征电子密度随高度的精细变化。为获取三维电子密度结构,通常引入电离层层析方法,利用多站多星STEC观测及其传播几何关系构建路径积分方程,并采用代数重构技术(algebraic reconstruction technique,ART)、乘法代数重构技术(multiplicative ART,MART)和同步迭代重构技术(simultaneous iterative reconstruction technique,SIRT)等方法反演三维电子密度场[16]。受GNSS射线空间分布不均及观测方程欠定等影响,传统电离层层析通常还需结合IRI、GNSS掩星及电离层测高等资料构建初始场或引入附加约束,以增强观测方程的可解性和反演结果的稳定性。

除传播延迟外,GNSS信号在穿越电离层时还可能受到小尺度不规则结构体的影响,导致接收信号幅度和相位的快速起伏,该现象通常称为电离层闪烁。基于GNSS观测值构建的闪烁及扰动表征指数主要分两类,一类基于电离层闪烁监测接收机(ionospheric scintillation monitoring receiver,ISMR)50~100 Hz高频采样数据获取,典型指标包括幅度闪烁指数S_4和相位闪烁指数σ_φ,另一类基于测地型GNSS接收机1~30 s采样数据获取,典型指标包括信噪比变化计算的S4c、以及基于TEC变化构建的变化率指数(rate of TEC index,ROTI)、IROTI等[17-19]。相较于ISMR,测地型GNSS接收机具有站点分布广、连续观测时间长和历史数据丰富等优势,可为区域乃至全球尺度的电离层闪烁与扰动监测提供更为广泛的数据基础。

总体而言,传统GNSS大气效应研究已形成从传播延迟提取、站点参数估计到区域二维建模和三维结构反演的较完整方法体系。然而,经验模型、映射函数、空间插值和层析方法较好地满足常规条件下的大气参数获取与误差改正需求,但对复杂时空变化的适应能力仍然有限。固定经验关系难以充分刻画复杂地形、强水汽变化以及低纬电离层异常、磁暴等条件下的局地与快速变化特征;空间插值结果在较大程度上受站网密度与空间分布制约;三维反演则受射线覆盖不足和观测方程欠定影响,通常依赖先验信息和附加约束。随着GNSS观测以及气象、空间环境等多源数据持续积累,如何充分挖掘多源数据之间复杂的非线性关系及其时空变化特征,已成为提升GNSS大气效应建模与预测能力的关键问题,也为AI方法引入GNSS大气效应研究提供重要需求和发展动力。

1.2 AI驱动GNSS大气效应研究的适用性

针对传统GNSS大气效应建模与反演方法在复杂非线性关系表达、局地变化刻画及快速时空演化描述方面的不足,AI方法为进一步提升建模与预测能力提供了新的技术途径。其核心在

于利用GNSS观测、气象与空间环境等多源信息,学习输入信息与大气效应参数之间的非线性映射关系,从而实现大气效应参数估计、空间建模、时序预测和三维结构反演等任务。由于不同任务在数据类型、组织形式、时空尺度及目标输出方面存在差异,相应AI模型在特征提取、时序表征、空间建模和多源融合能力上具有不同的适用性。基于此,本文从数据输入、模型方法和输出结果3个方面对AI驱动的GNSS效应研究进行归纳整理,整体研究框架如图1所示。

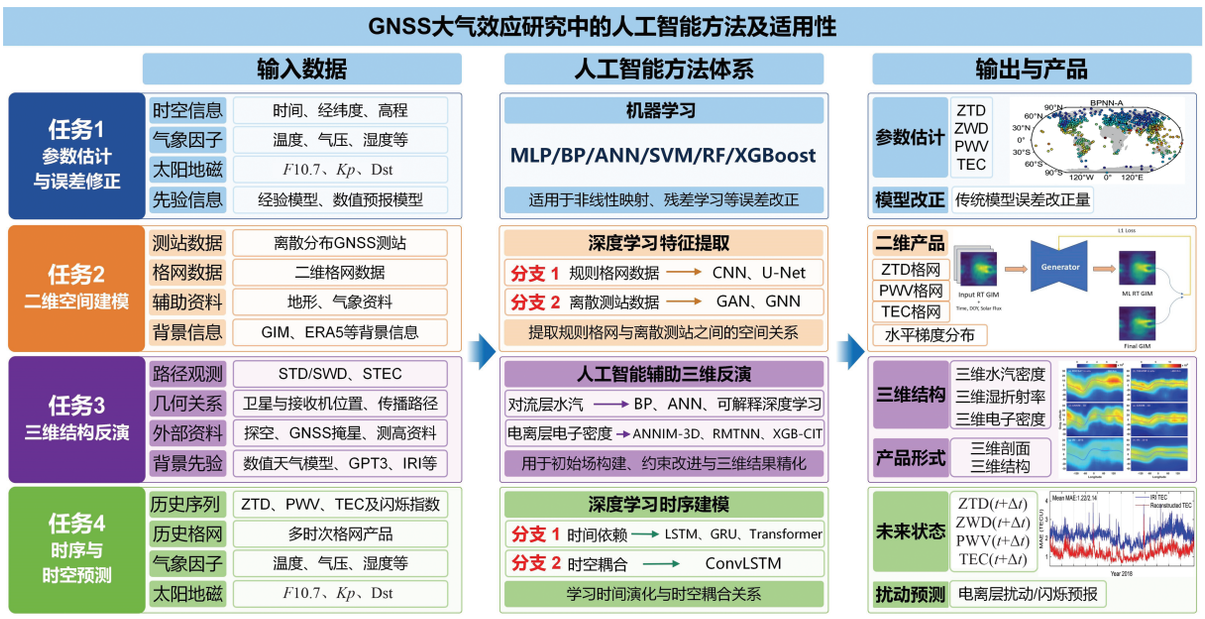


图1　GNSS大气效应研究中AI方法的输入数据、方法体系与输出产品

Fig. 1　Inputs, Methodological Framework, and Output Products of AI Methods in GNSS Atmospheric Effects Research

图1中,GIM(global ionospheric map)表示全球电离层图;ERA5(the fifth generation ECMWF atmospheric reanalysis)表示第五代全球大气再分析数据集;MLP(multilayer perceptron)表示多层感知机;BP(back propagation)表示反向传播;ANN(artificial neural network)表示人工神经网络;SVM(support vector machine)表示支持向量机;RF(random forest)表示随机森林;XGBoost(extreme gradient boosting)表示极端梯度提升;CNN(convolutional neural network)表示卷积神经网络;GAN(generative adversarial network)表示生成对抗网络;GNN(graph neural network)表示图神经网络;ANNIM-3D(a new artificial neural network-based global three-dimensional ionospheric Model)表示基于人工神经网络的新型全球三维电离层模型;RMTNN(residual minimization training neural network)表示残差最小化训练神经网络;XGB-CIT(XGBoost-based computerized ionospheric tomography)表示基于XGBoost的电离层层析模型;LSTM(long short-term memory)表示长短时记忆网络;GRU(gated recurrent unit)表示门控循环单元;ConvLSTM(convolutional LSTM)表示卷积长短时记忆网络。

在数据输入方面,AI驱动的GNSS大气效应研究主要利用地基GNSS观测及其反演参数、GNSS掩星、地形和地面气象资料、太阳-地磁活动指数,以及数值天气模型、再分析资料和经验模型产品等多源数据。根据不同研究任务及其时空尺度需求,输入数据可进一步组织为结构化特征、时间序列、规则格网和离散测站数据等形式。其中,大气参数估计通常以位置、时间、气象要素及太阳-地磁活动指数等结构化特征作为输入;空间建模主要融合多测站大气参数、二维格网及地形、气象等资料;时序预测则主要利用历史参数序列或连续格网数据,以精细刻画大气参数的时空演变特征;三维反演进一步引入STD/SWD、STEC等斜路径观测及卫星-接收机传播几何信息,以建立观测路径与三维大气结构直接的映射关系。

在模型方法方面,不同AI模型对数据组织形式和研究任务具有不同的适用性。对于位置、时间、气象要素、太阳-地磁活动等结构化特征与ZTD、ZWD、PWV和TEC之间的复杂非线性映射,ANN、SVM、RF和XGBoost等方法具有较好适用性[20-23],常用于大气参数估计及经验模型的残差修正。对于规则二维格网数据,CNN可有效提取局地空间特

征,U-Net通过编码-解码结构和多尺度特征融合增强空间细节表征与恢复能力,GAN则可用于缺测补全、多源产品融合和格网参数精化建模[24-26]。对于空间离散分布的GNSS测站,GNN可依据测站位置或邻接关系等构建图结构[27],从而学习站点间的空间关联特征。对于时间序列预测,LSTM和GRU主要用于提取大气参数的时间依赖和演化特征,Transformer更适用于长序列依赖及多变量耦合关系建模[28-30];当研究对象同时具有显著的空间分布和时间变化特征时,ConvLSTM等模型可联合提取时空信息,实现大气参数时空变化协同建模[31]。对于三维水汽和电子密度反演,单纯建立输入观测与三维大气参数之间的数据统计映射,难以充分利用GNSS传播观测蕴含的物理约束信息。因此,将AI方法与大气物理过程和传播机理相结合,已成为提升反演一致性和可靠性的重要方向。典型方式包括利用残差学习对经验模型或数值模式结果进行修正,将STD/SWD与湿折射率、STEC与电子密度之间的路径积分关系作为物理约束引入损失函数,以及将参数转换关系和信号传播机理嵌入网路结构[32]。进一步基于连续函数表示、隐式神经算子等方法,可通过时空坐标及环境变量表征连续大气状态,为三维水汽和电子密度结构重建提供新方式[33]。

在输出形式方面,上述AI方法可根据不同研究任务获得ZTD、ZWD、PWV、TEC和闪烁指数等测站参数、区域或全球二维格网产品、不同预报时效的大气参数预测结果,以及三维水汽密度、湿折射率和电子密度等。由此可见,AI模型的选择与输入数据的组织形式和目标输出密切相关:结构化特征适用于参数回归估计,规则格网适用于卷积网络和生成式模型,离散测站数据适用于GNN,时间序列数据适用于LSTM、GRU和Transformer等时序模型,而三维大气状态反演则需要能够表征空间连续性及GNSS信号传播几何关系的模型。在此基础上,可根据具体任务需求,将背景模型、参数关系、状态演化规律及传播积分关系等物理信息,通过残差学习、物理约束损失或模型结构嵌入等方式与AI结合,增强模型输出的物理一致性,并提升其在复杂环境和强扰动条件下的泛化能力。

2 AI驱动的GNSS大气效应建模研究进展

2.1 对流层延迟建模与水汽反演

Saastamoinen、UNB3m和GPT系列模型能够快速计算对流层延迟,但其固定函数和经验参数对复杂地形、区域气候差异及短时水汽变化的适应力有限,建模精度仍有提升空间。为此,研究者开始利用AI方法学习时空位置与对流层延迟之间复杂的非线性关系,以提高区域建模精度[34]。文献[35]以测站经纬度和高程为输入,采用改进BP神经网络构建区域精密ZTD模型,其拟合和预测均方根误差(root mean square error,RMSE)分别为7.83 mm和8.52 mm,相较四参数模型分别降低56.6%和48.7%。该类方法直接建立测站时空特征与ZTD之间的映射关系,能够减弱对固定函数形式和经验参数的依赖,但模型性能仍较大程度受训练数据空间覆盖范围和样本代表性的制约。考虑到传统经验模型能够提供相对稳定的对流层延迟背景值,研究者进一步采用AI学习经验模型与GNSS观测之间的残差,通过背景模型+数据驱动修正的方式提高ZTD建模精度。文献[36]利用RF学习第三代全球气压气温模型(global pressure and temperature 3,GPT3)模型与GNSS测站ZTD之间的残差,构建RGPT3模型,将经验模型的先验表征能力与数据驱动误差修正相结合,有效增强了模型的区域适用性。然而,输入信息主要限于位置和时间信息时,模型表现更侧重于描述对流层延迟的空间分布及周期性变化,对短时天气扰动的响应仍然有限。为增强模型对实际大气状态变化的感知能力,温度、气压和水汽压等气象要素进一步被引入AI对流层参数建模[37]。文献[38]采用径向基函数神经网络对ERA5、实测气象资料气象、电离层和气候星座观测系统(constellation observation system for meteorology,ionosphere and climate,COSMIC)数据计算的ZTD进行修正,结果表明该方法能够提高ZTD建模精度,且在测站分布密集区域改善效果更为明显。文献[39]综合地表温度、水汽压、位置和时间等信息构建机器学习全球ZWD模型,与探空和GNSS掩星资料比较,误差较Saastamoinen模型降低约21.8%~23.8%。总体而言,相关研究推动ZTD/ZWD建模由基于时空经验关系的参数化描述向融合气象状态信息的数据驱动建模发展,提高了模型的复杂非线性表征能力,但其性能仍受到训练样本覆盖、输入资料质量和区域气候差异等因素的影响。

斜路径延迟建模方面,传统方法通常利用映射函数和水平梯度将天顶延迟转换为斜路径延

迟,但在低高度角及水汽水平分布不均匀条件下,固定映射函数和有限梯度参数难以充分刻画不同传播方向上的延迟差异。针对传统映射函数对区域及实时大气变化适应性不足的问题,相关研究首先将AI用于映射函数构建及其参数确定,文献[40]以年积日、经纬度和地面气压等为输入,采用ANN构建映射函数,其干、湿分量平均偏差分别为32 mm和4.5 mm,低于Vienna映射函数的46 mm和5.4 mm。文献[41]进一步以历史VMF3站点产品为训练样本,利用XGBoost估计干、湿映射系数,站点验证精度优于NMF、GMF和GPT3等传统模型;引入气象参数后,其精度进一步接近VMF3-FC,可在VMF3-FC产品不可用时提供映射系数估计。在此基础上,研究者关注对流层水平非均匀性及方向相关延迟的精细表征。针对有限水平梯度参数难以描述复杂方位结构的问题,文献[42]利用Pangu-Weather、GraphCast和FengWu等气象模型的多层气象场积分计算ZTD及南北、东西水平梯度,其中GraphCast和FengWu获得的梯度结果整体优于VMF3-FC产品。文献[43]采用带有外部输入的非线性自回归(nonlinear auto-regressive model with exogenous inputs,NARX)神经网络结合各向异性分类构建斜路径延迟(slant path delay,SPD)格网预测模型,直接预测不同方位的斜路径延迟,增强了对水平非均匀变化的刻画能力。随着研究对象由映射系数和水平梯度等中间参数逐步向观测路径延迟拓展,AI方法开始用于直接估计逐星斜路径湿延迟。文献[44]提出混合机器学习MSWD模型,将斜向映射关系嵌入机器学习框架,并融合温度和水汽压等气象参数直接估计逐星SWD,使模型能够同时利用传播几何和实际气象状态信息。总体来看,AI驱动的斜路径延迟建模正由映射系数和水平梯度参数优化,逐步发展为面向信号传播方向的斜路径延迟直接估计,为复杂水汽分布条件下的精细方向建模提供了新途径。

从区域尺度建模角度,空间大气参数估计还需进一步获取测站间及无测站区域的大气参数连续分布。传统IDW、Kriging和样条插值等方法主要依据测站空间距离及局部相关性进行参数扩展,其结果易受站网密度和空间分布影响,在复杂地形及水汽梯度显著区域难以充分刻画精细空间变化。为此,AI方法通过融合位置、高程、气象条件及空间邻域等信息,学习离散测站参数与区域大气场之间的非线性空间关系,文献[45]将地理CNN加权回归与张量样条函数结合,提出GCNNWR-TSF模型,其RMSE较IDW和Kriging方法分别降低75.4%和73.5%。文献[46]采用最小二乘支持向量机融合位置、高程和温度等信息估计任意位置积分水汽(integrated water vapor,IWV),使区域尺度参数估计由单纯依赖测站距离关系拓展为综合考虑地形和气象条件。在GNSS站网较为稀疏的区域,仅依赖测站间空间关系仍难充分约束无测站区域的大气状态,因此研究进一步引入数值天气预报(numerical weather prediction,NWP)、再分析资料和卫星遥感等具有连续空间覆盖的数据,通过偏差修正与多源融合增强区域建模能力。文献[47]以GNSS-PWV为基准对中分辨率成像光谱仪(moderate resolution imaging spectroradiometer,MODIS)和ERA5进行偏差均一化处理并构建融合产品,其误差较原MODIS和ERA5产品分别降低37.1%和15.8%;文献[48]利用GNSS观测校正全球预报系统(global forecast system,GFS)预报ZTD的空间偏差,为区域实时对流层延迟改正提供支持;文献[49]融合全球GNSS-ZWD和ERA5多气压层比湿信息训练XGBoost模型,实现任意位置ZWD估计。上述研究表明,区域尺度AI建模正由离散测站的空间插值,逐步向融合地形、气象及连续背景场的多源数据驱动建模发展。GNSS观测可提供高精度站点约束,NWP、再分析和遥感资料则用于补充区域连续背景,AI方法能够进一步学习二者之间复杂的非线性空间关系。但需要注意,输出格网分辨率的提高并不等同于真实空间信息的同步增加,尤其在观测稀疏区域,模型结果仍可能较大程度依赖背景资料。因此,区域模型的空间泛化能力及无测站区域可靠性仍需通过独立测站、跨区域及不同气候条件下的独立检验进行验证评估。

除水平空间差异外,对流层延迟还具有显著的垂向变化特征,因此区域建模需要进一步考虑不同高程的延迟变化。传统垂向改正函数通常采用固定经验关系,难以充分适应不同高度层大气状态与区域差异。针对这一问题,文献[50]以ERA5生成的全球ZHD/ZWD垂向剖面为训练数据,采用深度神经网络(deep neural networks,DNN)学习EXP3模型的残余误差,在0~14 km高度范围内将ZHD和ZWD平均RMSE分别降至0.4 mm和0.8 mm,较EXP3模型分别降低

63%和36%。该研究表明,在经验模型已能够表征对流层延迟主要垂向变化的基础上,利用DNN对其系统残差进行学习与修正,可保留原有物理关系的同时进一步提升不同高度层的建模精度,避免直接采用复杂网络学习完整物理关系。

在可降水量PWV反演方面,传统GNSS-PWV反演通常需要获取大气加权平均温度建立转换关系,实现从湿延迟ZWD到PWV的转换计算,因而一定程度上依赖气象观测及其模型精度。为减少对气象参数和中间转换的影响,相关研究利用AI直接学习GNSS对流层延迟与PWV之间的非线性映射关系,文献[51]采用堆叠集成机器学习构建ZTD到PWV的直接映射模型,经ERA5和无线电探空资料验证,其PWV反演精度较GPT3经验模型的分别提高28.1%和22.2%。文献[52]进一步采用深度神经网络,在缺少实测气象参数的条件下直接估计PWV,并在台风"山竹"期间与ERA5-PWV具有较高一致性,相关系数达到0.96。然而,ZTD与PWV之间并非固定的统计映射关系,其转换受到区域气候、季节变化和气象状态等因素影响,因此模型在特定数据集上获得的较高精度并不必然代表其具有稳定的跨区域泛化能力,尤其在强对流、台风等复杂天气条件下仍需要进一步验证。此外,AI模型的训练标签通常来源于传统GNSS-PWV、探空、再分析资料或微波辐射计等参考数据,其自身误差和系统偏差可能被模型学习并传递至输出结果。总体而言,AI直接反演PWV能够减少传统"ZTD—ZWD—转换系数—PWV"的参数转换环节,降低对部分气象参数和经验关系的依赖,但其可靠性仍受训练数据覆盖和参考标签质量的制约。现阶段,更适合作为传统GNSS-PWV反演的有益补充,其跨区域及复杂天气条件下的适用性仍需通过独立观测进一步检验。

在GNSS三维水汽反演方面,水汽层析利用多站多星斜路径延迟信息反演三维湿折射率或水汽密度,可突破ZTD、ZWD和PWV等垂向积分参数的限制,获取具有垂向分层特征的三维水汽结构。然而,受GNSS射线空间分布不均、部分体素缺乏有效射线穿刺等因素影响,层析观测方程存在病态或欠定问题,初始背景场和边界约束对反演精度和稳定性具有重要影响。针对固定初始场和经验约束难以适应水汽时空变化的问题,AI首先被用于优化层析先验信息。文献[53]采用BP神经网络学习时间、高度与水汽密度之间的非线性关系,并将估计的水汽密度作为层析初始场,使其能够随时间和高度动态变化,更好地表征不同时段的水汽垂向分布。文献[54]进一步融合ERA5和地面气象数据,构建BP-ANN四维水汽密度模型,为不同历元生成自适应垂向约束,改善固定垂向约束难以反映水汽结构动态变化的问题。文献[55]利用ANN直接估计区域湿折射率,并与传统体素层析结果进行比较,在独立测试站上,相关系数由0.886 3提高至0.900 6,平均RMSE由0.71 mm/km降至0.63 mm/km,相对误差由19.7%降至15.4%。上述方法主要通过改善初始场和约束条件提高层析反演性能,但并未增加真实传播路径观测。针对有效射线利用不足以及空体素缺乏直接观测约束的问题,相关研究进一步将AI用于射线信息补充与传播路径建模。文献[56-57]利用神经网络估计侧向穿越区域的延迟,或生成穿越空体素的虚拟信号,以改善层析域内的有效射线覆盖和观测方程结构。与此同时,研究开始由层析过程优化向反演结果精细化拓展。文献[58]则将GNSS层析结果与高分辨率气象场结合,利用可解释深度学习开展湿折射率降尺度重建,进一步增强三维水汽场的空间连续性和局地精细结构表征能力。总体而言,AI在GNSS水汽层析中的应用已由初始场和垂向约束优化,逐步拓展至射线信息利用和三维反演结果精化。需要指出的是,神经网络生成的虚拟射线、路径延迟和降尺度结果本质上仍属于模型推演结果,不能等同于新增的独立物理观测。因此,其带来的空间或垂向分辨率提升需要与真实信息增量加以区分,并结合实际SWD观测、独立探空剖面及未参与建模的GNSS数据,对三维水汽反演精度和可靠性进行检验。

2.2 电离层参数建模与扰动表征

传统电离层改正模型对低纬电离层异常、局地TEC梯度和磁暴期间的TEC快速变化等复杂扰动过程表征能力有限,从而制约其改正精度。早期相关研究应用AI方法提高卫星-接收机传播路径上的TEC估计能力,利用区域GNSS观测以及太阳-地磁活动信息开展数据驱动建模。文献[59]基于区域双频GNSS站网观测数据训练神经网络,估计结果为区域内GNSS单频用户提供电离层延迟改正。文献[60]提出IONONet,以历史GIM-VTEC为训练样本,将经纬度、时间以及$F10.7$和Kp等作为输入信息,利用全连接神经网络估计目标位置和时刻的VTEC。上述研究表明,AI驱动方法能够综合利用时空位置与太阳-地磁环境信息,学习TEC随时间、空间及外部驱动因素变化的非线性关系,提高

区域TEC建模能力。

当电离层参数建模由单站TEC扩展至区域和全球二维TEC分布时，主要面临经验模型区域偏差、地面观测空间分布不均、格网数据缺测以及多源TEC产品误差不一致等问题。针对传统IRI经验模型难以准确表征区域TEC变化的问题，文献[61]利用机器学习方法学习IRI与GNSS观测之间的偏差，在高、低太阳活动期分别将RMSE由18.7 TECU降至13.3 TECU、由9.7 TECU降至7.3 TECU，表明数据驱动残差修正能够改善经验模型对区域电离层变化的描述。随着研究由测站参数估计向二维空间场建模拓展，AI进一步用于TEC格网缺测恢复与空间信息补全，文献[62-63]采用深度学习方法恢复缺失区域数据，使AI应用由测站参数估计拓展至二维空间结构构建。针对海洋和稀疏区域观测不足的问题，文献[64]采用RFGAN融合MIT-TEC、IGS-TEC和卫星测高TEC，利用不同观数据源在空间覆盖上的互补性改善全球TEC。文献[65]则利用深度学习方法学习不同分析中心的GIM产品相对于参考TEC的误差特征，构建组合GIM产品，通过多源产品综合减小单一产品的系统误差。上述研究分别从经验模型修正、格网缺测重建和多源产品融合等方面提升了TEC二维空间建模能力，但缺测补全和产品融合得到的新增格点本质上基于已有观测和产品的模型推理，并不等同于新增独立观测，其真实性仍需利用独立观测资料进行验证。在此基础上，AI方法进一步用于实时GIM产品精化，以缩小实时产品与最终高精度产品之间的差异。文献[66]采用U-Net和cGAN学习实时GIM与最终GIM之间的系统差异，使IGS实时产品的平均绝对误差（mean absolute error，MAE）由3.6 TECU降至2.3 TECU，当VTEC超过80 TECU时，MAE降幅接近50%。文献[67]进一步构建TEC与太阳-地磁指数双编码器，增强磁暴期间和观测稀疏区域的特征提取能力。

二维TEC是电子密度沿传播方向或垂直方向的积分量，难以直接表征电子密度随高度的精细变化。IRI、NeQuick和Chapman等传统模型虽可提供电子密度剖面，但受固定经验关系和参数化表征形式限制，对低纬电离层异常和扰动期间复杂三维结构的刻画能力有限。对此，AI首先被用于融合历史多源观测，直接建立时空位置、环境信息与电子密度之间的非线性映射关系，增强三维电子密度建模能力。文献[68]融合电离层测高、顶部TEC探测和GNSS掩星数据构建ANNIM-3D模型，能够较好表征赤道电离异常和中高纬电子密度低值区，并与非相干散射雷达和卫星原位观测具有较好的一致性。文献[69]利用COSMIC电子密度剖面构建全球三维模型，在平静电离层条件下，相比IRI-2016模型，NmF2估计精度提高约10%～20%。后续研究进一步融合COSMIC、FY-3C、数字电离层测高仪及IRI先验等多源信息，增强低纬三维电子密度建模能力[70-71]。上述方法主要对历史多源观测数据进行学习训练，构建三维电子密度经验模型，可直接获得连续的电子密度空间分布，突破传统参数化模型在复杂非线性关系表达方面的限制。然而，此类模型依赖历史数据，未引入当前历元实测的传播路径观测STEC，其对实时三维电离层状态、尤其是快速扰动过程的直接约束仍有限。相比之下，GNSS电离层层析利用当前多站多星STEC观测及传播几何构建路径积分方程，可直接反演当前的三维电子密度场。但传统ART、MART和SIRT等层析方法受射线空间分布稀疏及观测方程欠定等影响，其反演结果对初始场和附加约束较为敏感[72]。为此，AI被引入具有STEC观测约束的三维电子密度反演过程，文献[73]较早提出RMTNN模型，将STEC积分残差用于网络训练，并融合电离层测高数据进行垂向约束；文献[74]进一步结合RMTNN和小波神经网络，提高电离层层析反演的稳定性。另一类方法保留传统层析方法求解框架，利用历史层析结果或COSMIC/COSMIC-2剖面训练更精细的初始场，如XGB-CIT及相关神经网络初始场模型[75-76]，通过改善初值增强三维电子密度模型。总体来看，AI驱动的三维电子密度建模主要形成了两类技术路径：一类是利用历史多源观测直接学习三维电子密度的时空分布规律，构建数据驱动的三维经验模型；另一类将AI方法嵌入GNSS-STEC约束的电离层层析框架，用于改进初始场、垂向约束及非线性求解过程。前者具有较强的连续空间表达能力，但对当前历元电离层状态的约束取决于实时输入信息；后者能够利用实际STEC传播路径观测约束当前三维状态，但其反演能力仍受到真实射线数量与空间几何分布的限制。

除电离层延迟和电子密度建模外，小尺度电离层不规则体引起的信号闪烁则涉及对GNSS信号幅度和相位扰动的精细表征问题。GNSS专用ISMR利用高采样率信号强度和载波相位计算标准S_4和σ_φ，但受设备成本和站点数量限制，空间覆盖相对有

限。普通测地型接收机数量多、分布广,利用其输出的C/N_0和载波相位等观测值构建S4c和ROTI等指数,但易受到数据采样率、内部滤波、多路径效应和低高度角噪声等因素影响,难以直接等同于ISMR获得的标准闪烁指数。为充分利用测地型接收机广泛覆盖优势,相关研究引入AI综合多类GNSS观测特征,开展闪烁事件识别和指数构建。文献[77]利用决策树综合多类信号特征识别闪烁事件,文献[78]综合普通接收机S4c、卫星高度角和信号状态等信息识别电离层振幅闪烁。随后,AI应用由离散闪烁事件识别拓展至连续相位闪烁指数估计,文献[79]利用1 Hz采样的GNSS观测构建ResNet-SMOGN模型估计极区相位闪烁指数,结果表明该模型能够较好反映相位闪烁的变化。需要指出的是,闪烁事件识别与连续指数估计具有不同的研究目标:前者主要判断闪烁是否发生或识别其强弱等级,而后者需要准确预测逐星S_4或S_4随时间的变化。因此,较高的事件分类准确率并不意味着模型能够获得可靠的连续闪烁指数。同时,不同品牌测地型接收机的信号跟踪方式和C/N_0输出等方面不尽相同,构建的闪烁指数易受多路径和低高度角噪声影响。后续研究需依托长期并址的ISMR观测,对普通测地型接收机构建的闪烁指数与标准S_4和σ_φ进行对比验证,并进一步考察不同接收机类型、不同区域和独立时段下的适用性。此外,还需分析所构建指数与C/N_0下降、周跳、失锁及定位误差之间的关系,以检验其对实际闪烁影响的表征效果。

2.3 小结

AI驱动的GNSS大气效应建模研究由早期的站点参数估计和经验模型修正,拓展至区域空间建模、逐星传播延迟估计以及三维电子密度和水汽结构反演,提升了复杂环境下对流层和电离层参数的建模精度和时空变化表征能力。然而,现有方法仍受到训练标签与参考产品误差、多源真实观测覆盖不均,以及三维反演中传播路径数量不足和空间几何约束不足等因素制约,在复杂区域、观测稀疏区及强扰动条件下的稳定性、泛化能力和物理可解释性仍有待进一步提升。表1对现有代表性研究、主要方法及其存在的不足进行了归纳和总结。

3 AI驱动的GNSS大气效应预测研究进展

3.1 GNSS大气水汽关键参数时序预测

大气水汽相关参数具有明显的日变化和季节变化特征,其中ZHD主要受气压影响,时间变化相对平稳,而ZWD和PWV对大气水汽变化更为敏感,在锋面、台风和强对流等天气过程中可表现出短时快变。传统周期函数和自回归方法主要利用参数自身的周期性与时间连续性进行短临预测,但对非线性水汽变化的表征能力有限,且随着预报时效延长容易产生误差累积。AI能够从长期历史序列中学习周期变化和短时波动特征,因此较早被用于对流层关键参数的时间序列预测。早期研究主要采用BP、LSTM等模型方法,从历史观测序列外推未来状态[80-81]。其中,文献[82]以周期模型与GNSS站点ZTD之间的残差作为学习对象,并采用LSTM进行预测,其ZTD预报误差约为1.0 cm,分别低于Hopfield、BPNN、BP-Hopf和周期模型的8.4、6.3、11.1和5.0 cm,表明残差学习能够在保留周期背景变化的基础上进一步刻画非线性时间变化。随着预报时效和序列长度增加,Transformer、Informer框架被进一步引入[83-84],文献[85]采用多变量长序列深度学习框架联合预测ZTD、ZHD、ZWD和PWV,通过学习不同参数之间的关联关系改善预测性能。由此,对流层关键参数预测由单站、单变量历史外推,逐步发展为长序列和多参数建模,提高了对周期变化及复杂时间依赖关系的表征能力。

仅依赖历史观测进行预测时,模型主要根据参数自身的时间演化规律外推未来状态,对未来气象条件变化的直接感知利用不足。因此,为增强模型对未来大气状态的约束,相关研究开始将数值天气预报和卫星气象资料等引入大气水汽参数预报。文献[86]构建TropNet模型,将GOES-R、GFS预报气象场、地形信息和GNSS-ZWD输入ConvLSTM,实现区域短时ZWD预测,RMSE低于11 mm,整体优于GFS模式预报结果。文献[87]以全球GNSS-ZWD为监督数据,融合位置、时间和分层比湿特征,采用XGBoost构建了ZWDX模型,并以HRES预报比湿作为业务预测输入,实现0~48 h全球ZWD预测。上述研究表明,引入预报气象场能够将未来大气状态信息显式纳入数据驱动模型,解决单纯依赖历史序列外推对天气演变响应不足的问题。随着Pangu-Weather、GraphCast、FengWu和FuXi等数据驱动天气模型的发展,高时空分辨率AI天气预报场可为中期对流层参数预测提供新的气象资料支撑[42]。

总体来看,对流层参数预测正在由基于历史观测的时间序列外推,逐步发展为融合未来气象状态信息的多源驱动预测,使模型不仅能够学习参数自身的时间依赖关系与周期变化,还可利用

表 1　AI驱动的GNSS大气效应建模研究进展

Table 1　Progress in AI-Driven GNSS Atmospheric Effect Modeling

主要研究工作	传统模型自身局限	AI驱动方法代表性研究	AI驱动方法仍存在的问题
站点对流层延迟参数估计[34-39]	传统经验模型依赖预设参数化函数和经验假设，难以充分表征真实大气状态。	利用时空特征直接估计ZTD/ZWD；学习经验模型残差，引入气象要素等额外参数增强对大气状态的刻画能力。	精度较大程度依赖训练数据质量与样本覆盖；跨区域泛化能力和复杂场景适用性仍需验证。
区域二维对流层延迟参数建模[45-49]	距离插值难以刻画复杂地形和局地水汽变化；稀疏站网约束不足。	融合地形、气象和多源资料，增强区域空间建模和无测站位置处参数估计精度。	测站稀疏区域可靠性及跨区域泛化能力有待验证。
对流层延迟垂向变化建模[50]	经验垂向函数难以适应不同高度层大气状态变化。	基于气象再分析资料生成ZHD/ZWD剖面学习经验模型垂向残差，提高不同高度层改正精度。	对参考剖面的重建精度不等同于对真实大气状态的刻画精度。
映射函数、梯度与斜路径延迟建模[40-44]	固定映射和有限梯度难精细刻画方位非对称延迟。	动态估计映射参数，直接建立各向异性斜路径延迟模型。	逐星延迟易受气象资料、路径计算和低高度角误差影响。
大气可降水量PWV反演[51-52]	依赖大气加权平均温度 T_m；相关误差易传递至PWV结果。	直接构建ZTD与PWV映射关系，降低对气象参数的依赖性。	跨区域泛化能力和实际应用可靠性有待验证。
三维水汽层析[53-58]	射线覆盖不足，部分体素缺乏直接观测约束，依赖先验信息或正则化约束。	学习优化初始场和垂向约束，生成辅助路径延迟或虚拟射线，并对层析结果进行降尺度精化。	生成约束不等于新增独立观测；三维结构须由独立SWD或探空资料检验。
站点TEC参数估计[59-60]	难充分刻画低纬异常、局地梯度及短时TEC变化。	利用区域GNSS观测及太阳-地磁等时空特征学习估计VTEC。	标签误差易被继承，磁暴和区域外泛化能力验证不足。
二维TEC建模[61-67]	存在系统偏差，观测分布不均且格网缺测，多源产品误差特性不一致。	开展经验模型偏差修正，缺测格网重建以及多源GIM产品组合。	易继承参考产品误差；稀疏区域、磁暴及不同太阳活动条件下的可靠性需独立验证。
三维电子密度建模与层析[68-76]	难刻画复杂垂向结构，GNSS射线有限使三维反演过度依赖先验约束。	融合GNSS掩星与电离层测高等资料构建三维模型；引入STEC积分约束或学习初始场增强层析反演。	经验三维模型与STEC约束层析需区分；反演能力仍受实际射线数量及几何分布限制。
闪烁指数估计与事件识别[77-79]	专用监测站覆盖有限，普通接收机指标受采样率、多路径及设备差异影响。	综合 C/N_0、载波相位等特征识别闪烁事件，并由事件分类拓展至连续相位闪烁指数估计。	多数方法仍只能识别闪烁或简单分级，连续 S_4/σ_φ 恢复及定位影响量化仍显不足。

预报气象场表征未来天气系统的演变。历史序列驱动方法主要依赖参数自身的时间连续性，适用于短时变化预测；融合NWP或AI天气预报场的方法则能够引入未来温度、气压和水汽等大气状态信息，为延长预测时效和增强复杂天气响应能力提供支撑。随着未来气象信息的引入，影响预测性能的关键因素已由网络结构本身扩展至预报气象场误差、传播延迟转换误差及业务初始场差异等。

3.2　电离层TEC与闪烁指数预测

电离层TEC具有明显的日变化、季节变化和太阳活动周期特征，在平静条件下相邻时刻之间具有较强的相关性，而在磁暴等扰动期间，受到电场、热层风及大气成分变化等因素影响，TEC可在短时间内出现明显增强或减弱，并表现出明显的纬度差异。因此，TEC预测的研究重点由平静条件下的周期性外推，逐步转向区域时空演化和强扰动过程响应。早期研究主要采用ANN、LSTM和GRU等模型，融合单站历史TEC及太阳-地磁活动参数预测未来TEC[88-90]，此类方法能够学习单站TEC的时间依赖及外部驱动关系，适用于短时序列预测，但难以直接描述TEC异常结构的空间变化。文献[91]采用ConvLSTM联合学习全球TEC图的时空分布与演化，实现0～24 h TEC预测，RMSE为1.88 TECU，整体优于欧洲定轨中心（Center for Orbit Determination in Europe，CODE）发布的1 d预报产品。文献[92]采用双向LSTM预测中国区域TEC图，通过学习区域格网之间的时间联系描述TEC整体演化。文献[93]进一步将TEC格网与太阳-地磁活动信息联合输入ConvLSTM，以增强磁暴期间TEC异常变化的表征能力。

当TEC预测由区域扩展至全球尺度时，规则卷积所依赖的局部邻域关系难以充分描述跨纬度及非局地空间耦合特征。针对这一问题，相关研究开始引入图结构和长序列建模方法，以增强全球TEC空间关联与时间演化的联合表征能力。文献[94]将GNN与Transformer结合，利用图结构刻画全球TEC格网点之间的空间关系，并通过

Transformer学习其时间依赖关系,使TEC预测由规则格网邻域建模拓展至全球时空关系表达。文献[95]采用ED-Autoformer联合预测Dst指数和全球TEC,将太阳-地磁扰动信息与TEC历史序列共同用于24 h全球TEC预测。文献[96]融合历史TEC及太阳-地磁活动信息开展全球TEC的日预测。上述研究推动全球TEC预测由局地卷积建模向空间关联、长时间依赖和外部扰动协同建模发展。然而,现有模型在磁暴主相及较长预报时效下仍普遍出现明显的性能下降。IonoBench作为面向电离层时空预测的基准评估框架,通过平衡不同太阳活动水平的数据划分,并保留强磁暴事件开展专项测试,结果表明,多种时空预测模型在扰动条件下均存在不同程度的精度下降[97]。这说明全球TEC预测的主要瓶颈不仅在于模型结构本身,还与强扰动样本稀缺、不同太阳活动阶段的数据分布差异以及外部驱动信息的可预报性密切相关。此外,使用Dst、Kp和太阳风参数的模型还需区分事后实测值与实际起报时的预报值,否则可能高估模型的真实预测能力。

与TEC预测相比,电离层闪烁具有更强的区域性、突发性和样本不平衡特征,其预测任务也由连续参数预报扩展至事件分类、发生概率和扰动强度预测。早期AI研究主要面向单站闪烁事件开展分类预报。文献[98]采用ANN对磁赤道地区电离层闪烁强度进行分类预测。文献[99]基于SVM对高纬地区相位闪烁进行分类,表明1~3 h的电离层闪烁事件预报。文献[100]采用XGBoost、LightGBM和CatBoost预测巴西不同磁纬地区未来一天的强闪烁事件,在不同太阳活动条件下,预测的准确率约为85%。这类研究将闪烁监测由事后阈值识别拓展至提前分类,但输出主要是发生概率或有限等级,不能直接给出闪烁区域、持续时间和具体卫星风险。为获得闪烁的空间分布和连续变化特征,后续研究由单站事件判断拓展至区域电离层扰动预测。文献[101]利用高纬GNSS站的ROTI构建区域电离层闪烁图,并采用ConvLSTM实现最长60 min预测,且能够描述磁暴期间不同预报时效下高纬ROTI的空间演化。文献[102]提出ISNet模型,将区域S_4分解为背景和扰动成分,并考虑外部驱动特征,实现低纬S_4提前1 h的预测,能够表征强闪烁区域的移动、减弱和消散过程,但对中强闪烁的强度和影响范围仍存在一定高估。另有研究将RF与LSTM用于北极相位闪烁0.5~3 h预测[103]。需要注意的是,ROTI、电离层不规则体分布与S_4/σ_φ对应不同物理层次,不能简单相互等同。面向GNSS应用,需将区域扰动预报转换为具体卫星-接收机传播路径上的风险。即使ROTI区域预测准确,不同卫星的周跳和失锁风险仍受电离层穿刺点、信号频点及接收机跟踪性能等影响。由于强闪烁样本较少,闪烁预测的评价方法也应与任务目标相匹配,分类模型不能仅报告总体准确率,还应综合召回率、$F1$值、虚警率和完整事件命中情况;连续指数预测则应评价峰值误差、发生时间、持续时间及预报提前量。

3.3 小结

AI推动GNSS大气效应预测由单站历史序列外推,逐步拓展至区域和全球尺度的时空预测,并开始融合NWP、AI天气模型及太阳-地磁参数等信息,以增强对未来大气状态及扰动过程的响应能力。对流层参数预测方面,研究已由ZTD、ZWD和PWV等参数的短时预测发展至多参数、较长时效及多源数据驱动预测;电离层方面,则由单站TEC时序预测发展至区域和全球TEC、闪烁及不规则体预报。总体而言,现有AI方法在平稳条件下已表现出较好的预测能力,但在较长预报时效及磁暴、强闪烁、台风和强对流等快速演变过程中,仍存在误差累积、峰值削弱和稳定性下降等问题。同时,模型训练与测试所使用的输入信息还需与实际业务起报条件保持一致,以避免因未来信息不可获得或数据分布差异而高估预测性能。表2对相关研究问题、代表性进展及现有不足进行了归纳总结。

4 AI驱动的GNSS大气效应应用研究进展

4.1 大气延迟建模增强GNSS定位

AI生成的对流层和电离层产品可作为外部改正信息增强GNSS定位,其中,对流层产品主要提供ZTD/ZWD先验约束或逐星斜向延迟改正,电离层产品主要用于单频GNSS定位电离层延迟改正或作为电离层先验约束。在对流层产品应用方面,AI方法估计或预测的ZTD/ZWD可作为PPP初始化阶段的外部先验信息,减弱其与位置等参数之间的相关性,提高定位收敛效率。文献[82]将LSTM预测ZTD用于静态PPP解算,相较于常规PPP,采用GPT2-ZTD约束,夏、秋和冬季PPP收敛时间分别缩短4.8%、13.7%

表 2　人工智能驱动的GNSS大气效应预测研究进展

Table 2　Progress in AI-Driven GNSS Atmospheric Effect Forecasting

主要研究工作	传统方法自身局限	需解决的关键问题	AI方法代表性研究	AI方法仍存在的问题
大气水汽关键参数时序预测[42, 80-87]	周期与自回归模型难刻画突发水汽变化,多步误差易累积。	如何融合历史序列与未来气象状态,实现稳定的多时效预报	由单站历史外推发展为多变量协同预测及NWP/AI天气模型驱动	长时效误差累积与峰值平滑仍明显,业务初始场及误差来源需区分
电离层TEC预测[88-97]	单站外推和局地卷积难刻画全球传播、扰动时滞与磁暴演化。	如何实现多时效全球TEC预报并提升磁暴泛化	由单站序列拓展至区域/全球TEC时空联合预测	磁暴样本不足,易时间泄漏,强扰动泛化能力不足
电离层闪烁与扰动预测[98-103]	固定阈值主要用于事后识别,难刻画区域扰动演化。	如何预测起止时刻、传播路径强度及失锁风险	由单站事件分类拓展到区域ROTI和连续S_4/σ_φ预测	ROTI、S_4和σ_φ物理层次不同,独立事件验证不足

和13.8%;采用LSTM-ZTD约束,对应降幅分别达到13.9%、22.6%和30.7%,表明AI方法获取的预测ZTD能够进一步改善PPP初始化和收敛性能。除天顶延迟先验约束外,AI对流层产品的应用已由ZTD/ZWD拓展到卫星传播方向的逐星斜路径延迟改正。文献[104]采用遗传算法优化的LSTM预测三维湿折射率场,再通过射线追踪计算逐星斜路径延迟,并比较常规PPP、直接STD改正和延迟残差补偿3种方案,结果表明,残差补偿在部分极端天气条件下能够改善定位性能,而直接采用外部STD改正并非始终优于常规PPP。由此可见,外部对流层产品能否改善定位性能,不仅取决于产品本身的精度,还受到改正方式、先验约束和定权策略等影响,因此,对AI大气产品的应用评价不能仅停留在延迟参数误差层面,还需结合PPP收敛时间、定位精度及复杂天气条件下的稳定性进行综合检验。

AI电离层产品最直接的应用是为单频GNSS用户定位提供电离层延迟改正。文献[66]将机器学习增强的实时GIM用于全球19个测站的单频单点定位(single point positioning,SPP),与原始实时GIM相比,增强后的GIM使多数测站的三维定位误差降低,三维坐标MAE平均减少约0.21 m,表明实时GIM精度提高能够进一步改善单频SPP定位性能。文献[65]利用多个GIM产品开展300个测站的GNSS SPP实验,结果表明,70%以上测站的定位性能得以改善,进一步验证了多源GIM融合在单频电离层改正中的应用潜力。除单频SPP,AI电离层产品也开始应用于高精度GNSS定位,文献[105]将机器学习电离层层析得到的三维电子密度沿垂直方向积分得到VTEC,并进一步生成格网电离层产品用于非差非组合PPP。与采用CODE GIM相比,其PPP定位精度和收敛性能平均分别提高约26%和28%,且改善幅度明显优于传统IART层析结果。

总体来看,AI大气延迟产品已应用于GNSS定位,通过提供对流层ZTD/ZWD先验约束、逐星斜路径延迟改正以及电离层GIM等外部改正信息,改善了PPP的定位精度和收敛性能。然而,大气参数产品精度的提高并不必然带来相同程度的定位性能增益,其实际效果还受到产品误差、用户空间位置、卫星高度角、定权策略,以及复杂天气和电离层扰动等因素共同影响。因此,面向PPP实时动态(PPP-real-time kinematic,PPP-RTK)等更高精度应用,还需重点检验AI大气延迟改正产品在区域外推和强扰动条件下的精度与可靠性,并通过定位精度、收敛时间和模糊度固定率等指标综合评价其实际应用效果。

4.2　GNSS水汽增强的强降水短临预报

在强降雨短临预报中,传统方法通常使用数值天气模式进行预报,数值天气模式在中长期尺度降水预报中表现良好,但在0~6 h短临尺度上,局地对流预报易受初始场误差和模式分辨率限制,高分辨率计算也制约了高频更新。相比之下,雷达外推依据历史回波运动快速预测降水分布,具有计算效率高、实时性强的优势,然而,该方法通常基于降水系统在短时间内保持近似平移或弱演变状态的假设,难以充分描述水汽输送、垂直运动及对流生消等物理过程,因此在强对流快速生成或消散条件下,预报性能往往随时效延长而下降严重。

GNSS-PWV和ZTD的时空变化能够反映大气水汽含量及其演变特征,与天气雷达提供的降水回波空间结构及演变信息具有较强互补性。传统雷达外推主要依据历史回波运动预测未来降水,当水汽输送、对流新生和消散明显时,单纯延续历史回波容易产生较大预报误差。相关研究开始利用AI融合GNSS水汽信息与雷达观测开展强降水短临预报,文献[106]将GNSS-PWV

与雷达回波联合输入深度学习模型,改善中国香港地区二维降水短临预报。文献[107]提出GRENet模型,将GNSS-ZTD及其时间变化构造成水汽先验信息,用于约束生成式雷达回波外推。相较仅使用雷达信息的模型,新模型能更好地获取强降水中心的位置和范围。文献[108]进一步融合雷达定量降水估计、GOES-16卫星水汽信息和GNSS-ZTD,使GNSS水汽的作用由附加输入变量拓展至多源水汽条件约束。相关研究说明采用AI方法融合GNSS水汽具有改善降水短临预报的潜力,但后续仍需要雷达、雷达+GNSS以及雷达+GNSS+其他辅助资料等严格消融试验,定量分离GNSS水汽信息的独立贡献,并进一步检验其在不同天气类型、不同区域和不同预报时效下的稳定增益。

4.3 小结

增强GNSS定位和强降水短临预报是AI驱动的GNSS大气效应应用的重要方向。目前,AI方法计算的TEC、ZTD/ZWD及逐星延迟等产品已用于SPP定位改正和PPP定位先验约束,GNSS水汽信息也开始与雷达、卫星等多源资料结合,用于强降水短临预报。总体上,相关研究的评价不应仅关注大气参数本身的精度提升,还需进一步考察其在定位精度、收敛性能和强降水短临预报中的实际增益,并通过对照试验、消融分析及复杂天气过程验证其稳定性、泛化能力和独立贡献。表3对相关应用方向的代表性进展及存在问题进行了归纳总结。

表3 AI增强的GNSS大气效应应用研究进展

Table 3 Progress in AI-Enhanced GNSS Atmospheric Effect Applications

主要研究工作	传统方法自身局限	需要解决的关键问题	AI方法代表性研究	仍存在的问题
对流层延迟增强GNSS定位[82, 104]	PPP初始ZWD约束有限,传统模型难表征非对称延迟。	如何合理引入AI产品不确定信息,在增强约束的同时避免误差过度传递	利用ZTD/ZWD先验及逐星STD改善定位收敛和复杂天气定位性能。	作为外部延迟预测产品引入,其定位增益评估不充分;需在实际应用场景下综合评估产品误差、约束方式和定权等影响。
电离层延迟增强GNSS定位[65, 66, 105]	广播模型和实时GIM在EIA、磁暴和高梯度条件下残差较大。	如何将AI电离层产品稳定转化为SPP、PPP和PPP-RTK性能增益	由TEC产品精度评价延伸至逐路径改正和用户坐标验证。	
强降水短临预报[106-108]	PWV阈值法区域泛化能力有限;雷达外推对大气水汽演变表征不足。	GNSS水汽能否改善降水落区、强度和预报提前量	由站点判雨发展为GNSS水汽约束的二维雷达外推和天气模型预报。	需完整暴雨事件过程开展雷达/天气模型±GNSS消融试验,明确GNSS水汽的独立信息增量。

5 进一步研究的关键问题与工作

5.1 强化空天地多源协同,构建统一高质量数据集

构建统一、高质量的数据集是AI驱动GNSS大气效应建模、预测与应用的基础,未来应从数据质量与数据丰富度两个方面协同推进,以提高样本的可信度、代表性以及复杂场景覆盖能力。首先,在数据质量方面,训练与验证结果的可靠性直接影响模型性能评价的可信程度。现有训练样本包括由GNSS观测反演得到的ZTD、PWV和TEC等参数产品,以及探空、地面气象、数值模式和再分析资料等多源异质数据,其误差不仅来自异常值和缺测,还受到多路径、周跳处理、参数估计策略及不同资料时空代表性差异的影响。随着众包GNSS等更广泛观测数据逐步引入,不同终端、观测质量和位置精度差异将进一步增加训练数据一致性控制难度[109]。与此同时,以GNSS反演产品或再分析资料作为标签,AI模型还可能学习并继承参考数据误差。例如,文献[50]以ERA5生成的延迟剖面作为训练和检验的参考,其评价结果主要反映模型与该参考数据的一致程度,而模型对真实大气延迟的刻画能力仍需通过独立观测加以验证。因此,未来数据质量控制应由传统的样本清洗进一步扩展至来源追溯、偏差识别和误差传递分析,并采用未参与标签生成的观测数据开展交叉验证,尤其对于台风、强对流、磁暴和电离层闪烁等强扰动过程,还需区分真实极端变化与观测异常,避免在质量控制过程中将具有重要物理意义的稀缺样本误判为异常值并予以剔除。

其次,在数据丰富度方面,训练样本是否充分覆盖不同区域、时段和大气活动状态,直接影响AI模型的泛化能力和复杂场景适应性。现有数据在空间分布和扰动类型上仍存在明显不均衡,台风、强对流、磁暴和强闪烁等扰动场景的样本不足,难以充分表征大气效应在不同环境条件

下的多样性及演化特征。因此,未来需要进一步强化空天地多源观测协同,整合GNSS掩星、卫星遥感、探空、地基GNSS、众包GNSS及地面气象等多类观测资料,发挥不同观测手段在空间覆盖、垂向探测和时间采样方面的互补优势,补充单一观测系统在空间覆盖与探测维度上的不足。与此同时,多源数据协同还需解决数据异构、时空分辨率不一致和区域分布不均等问题,通过统一时空基准、变量定义和质量标识,开展跨平台数据匹配、偏差校正与联合利用,使不同来源的观测能够在统一框架下共同描述大气状态及其时空演变。在此基础上,构建覆盖不同区域、季节和扰动条件的标准化公共数据集,为AI模型训练、跨区域迁移、复杂场景泛化及统一性能评价提供更加丰富、规范和可复现的数据基础。

5.2　引入物理机理约束,增强建模可解释性与实用性

物理机理与数据驱动方法的融合,是进一步提升GNSS大气效应建模可解释性和实用性的重要途径。未来研究不仅需要追求模型精度,还应兼顾物理可解释性、计算效率及实际使用成本,使模型输出具有明确的物理依据,也满足实际应用要求。在可解释性方面,应明确输入信息、中间状态与输出结果之间的物理联系。现有AI驱动的GNSS大气效应研究已形成经验背景残差学习、物理约束损失和物理关系嵌入等多种融合方式。例如,YUAN等[50]利用DNN学习EXP3模型未能充分描述的垂向变化;MA等[73]将STEC路径积分及电离层测高参数用于约束电子密度网络,MSWD模型则在框架结构中保留斜映射关系[44]。这些方法使部分学习目标或计算环节具有明确的物理含义,但对物理信息如何作用于模型内部和输出的认识仍然不足。后续可进一步在模型结构中保留具有明确物理意义的中间变量,将大气状态估计与GNSS信号传播计算建立显式联系,使传统模型承担已有物理关系的表达,AI重点学习其难以描述的非线性变化部分,并通过中间变量与独立观测的对比分析识别误差来源。

在实用性方面,模型设计应在精度提升、计算复杂度与部署成本之间取得平衡,避免单纯依靠增加网络深度、模块数量和参数规模获得有限的性能增益。充分利用成熟物理模型和经验关系,可减少AI需要学习的状态空间和参数规模。例如,文献[50]基于EXP3模型开展残差学习,在保留主要垂向物理关系的基础上,以较小参数增量改善垂向建模精度。未来可进一步发展保留物理中间变量的端到端模型,将大气状态估计、参数转换与传播计算纳入统一优化框架,并配套统一的数据接口、参数规范与推理流程,降低用户在数据预处理和多步骤计算中的使用成本,并结合具体应用任务系统评估精度增益、计算开销、处理时延和资源需求。

5.3　增强模型自适应能力,提升泛化和预测性能

模型自适应能力直接影响GNSS大气效应建模的适用范围与预测性能,未来需要从兼顾跨区域、跨时段的泛化能力和复杂场景下的动态适应能力。在泛化能力方面,现有模型虽然在特定区域和训练时段内取得较好建模效果,但对未见区域、未来时段及不同大气活动状态的适应性仍然有限。跨区域应用不仅面临地形、气候条件和观测密度等差异变化,跨时段应用还受到季节变化、年际变化及不同太阳活动水平造成的数据分布变化影响。因此,相邻时段或相似季节的良好表现并不能代表模型长期和跨区域应用能力。后续可进一步引入迁移学习、在线学习等方法,使模型能够利用新观测信息动态调整特征表示和模型参数,增强对不同区域、季节和太阳活动条件的适应能力。在预测性能方面,随着预报时效延长,模型还需增强对大气变化长期依赖关系的表征能力。对于多步预测,应将不同预报时效的误差纳入模型训练,减少递推预测过程中的误差累积。与此相应,模型评价应采用跨区域、跨时段及多预报时效的独立检验,分别评价模型的空间迁移、跨时期泛化和长时效预测性能。预报检验需确保所有输入信息在实际起报时刻真实可获得,并考虑外部产品的发布时延、预报误差,使历史试验条件逐步接近实际运行环境[110]。

在拓展模型整体适用范围的同时,还需针对台风、强对流、磁暴和强闪烁等复杂场景增强局地建模与扰动预测能力。此类过程具有不同于平稳条件的快速变化、局地异常和极端变化特征,以全部样本计算的总体指标容易掩盖模型在这些扰动条件下的性能退化。IonoBench对磁暴期间模型性能下降的分析,表明针对强扰动场景开展适应性优化的必要性[97]。因此,可根据不同扰动场景的变化特征对模型进行微调,通过调整扰动样本权重、设计面向极值和突变过程的损失函数以及改善样本不平衡,避免模型过度偏向平静条件下的常见变化。同时,可融合气象状态、太阳-地磁活动等外部驱动信息,分别刻画背景变

化与扰动响应,提高模型对突变过程和局地异常的表征能力。相应地,扰动场景下模型优化效果应通过完整事件过程检验,重点评价扰动峰值、发生时刻、持续时间及恢复过程等关键特征的预测能力。与此同时,还需比较场景优化前后模型在平稳条件及其他扰动类型下的性能变化,避免针对单一场景的局部优化造成整体泛化能力下降,从而实现模型普适性与特殊场景适应能力之间的协调。

5.4 完善科学评价指标,推动模型与应用深度融合

模型评价是连接方法研究与实际应用的重要环节,既需要科学评价模型性能,也又能够反映其应用价值。在评价指标方面,现有GNSS大气效应研究同时采用通用统计指标与领域任务指标,但在指标选择和计算口径上尚缺乏统一标准。RMSE、MAE等通用指标能够反映整体数值误差,却难以充分描述扰动峰值、垂向结构和传播路径偏差;仅采用定位精度、收敛时间等应用指标,又难以区分大气模型与解算配置各自的贡献。因此,应针对不同任务建立由通用统计指标与领域应用指标共同组成的多层次评价方法,综合评价模型预测精度、稳定性、不确定性、实时性及场景适应性。综合评价指标的构建应根据具体应用目标明确各分项指标的归一化方法与权重依据,并同时报告分项结果,避免单一指标或主观加权的综合得分掩盖模型在关键能力上的差异。为提高评价结果的可比较和可复核,还应结合公共数据集建立统一评价规范,明确参考数据、统计单位、样本筛选、汇总规则和参考方法,并公开指标计算流程与代码。在此基础上,模型比较应区分相同输入下的算法比较与完整配置下的系统比较:前者识别模型方法本身带来的性能改进,后者评价辅助资料、处理流程及模型共同带来的完整系统在实际应用中的综合效果。

模型评价还需进一步延伸至实际应用层面,重点检验参数精度提升能否转化为实际应用收益。ZTD、ZWD、STD和TEC等产品用于GNSS定位时,其应用效果还受观测几何、产品误差和定权策略等影响;同样,ZWD和PWV精度提高也不能直接代表降水位置、强度和发生时间预报同步改善;TEC、ROTI和闪烁参数则需进一步与信噪比、周跳、失锁等实际定位风险建立对应关系。因此,模型输出应同时提供产品不确定度信息,如误差标准差或协方差,以便纳入现有数据处理方法进行平差和定权,并为风险判断提供量化依据。在此基础上,应将AI大气产品纳入GNSS定位、气象预报和空间天气监测等实际处理系统,通过一致配置下的对照试验评价其对定位精度、收敛时间、模糊度固定率、降水预报技巧及扰动风险识别能力等指标改善的实际贡献,并重点检验台风、强对流、磁暴和强闪烁等复杂条件下的稳定性和可靠性,建立从模型输出、数据处理到应用效果的完整验证过程。

6 结论与展望

本文围绕GNSS大气延迟提取、多维状态建模、预测与应用,系统梳理了AI在GNSS大气效应研究中的主要进展。现有研究表明,AI已由早期针对ZTD/ZWD、PWV和TEC等参数的非线性估计与经验模型修正,逐步拓展至二维对流层参数和TEC建模、三维水汽与电子密度结构反演,并进一步延伸至ZTD/ZWD、TEC及电离层扰动的时空预报,以及单频定位、PPP和强降水短临预报等应用。AI并非改变GNSS信号传播及大气参数反演的基本物理关系,其主要优势在于增强复杂非线性变化表达、多源异构信息融合和时空演化特征学习能力,从而提升传统方法对复杂区域、快速变化和强扰动过程的刻画能力,为GNSS大气效应的高精度建模、动态预测与应用拓展提供了新的技术途径。

未来研究应进一步加强地基GNSS、众包GNSS、GNSS掩星、卫星测高、数字电离层测高仪和探空等多源真实观测的协同利用,并推动模型由单一参数拟合、分阶段处理向保留物理中间变量的端到端联合建模发展。通过将大气状态估计、参数转换和传播计算纳入统一优化框架,可进一步利用ZTD/ZHD/ZWD/PWV、湿折射率与STD/SWD以及电子密度与STEC之间的物理关系,提高三维、四维大气状态恢复的物理一致性。在预测方面,应进一步面向实际业务起报条件开展模型设计与评价,严格满足实际起报条件,并通过完整台风、强对流和磁暴过程检验不同预报时效下模型的精度和稳定性。在应用方面,还应同步考虑产品不确定度、异常识别和模型失效风险,将AI生成的大气产品直接接入GNSS定位、气象预报和空间天气监测等实际系统,通过定位精度、收敛实际、扰动风险识别和降水预报增益等指标科学评价实际应用效能,最终推动AI驱动的GNSS大气效应研究由单一参数精度提升向物理一致的状态感知、未来预报和实

际应用服务的一体发展。

参 考 文 献

[1] BEVIS M, BUSINGER S, HERRING T A, et al. GPS Meteorology: Remote Sensing of Atmospheric Water Vapor Using the Global Positioning System [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 1992, 97(D14): 15787-15801.

[2] KINTNER P M, LEDVINA B M, DE PAULA E R. GPS and Ionospheric Scintillations [J]. *Space Weather*, 2007, 5(9): 2006SW000260.

[3] ZHOU Y Z, LOU Y D, ZHANG W X, et al. An Improved Tropospheric Mapping Function Modeling Method for Space Geodetic Techniques[J]. *Journal of Geodesy*, 2021, 95(9): 98.

[4] SAASTAMOINEN J. Contributions to the Theory of Atmospheric Refraction[J]. *Bulletin Géodésique*, 1972, 105(1): 279-298.

[5] LEANDRO R F, SANTOS M C, LANGLEY R B. UNB Neutral Atmosphere Models: Development and Performance[C]//The National Technical Meeting of the Institute of Navigation (ION NTM 2006), Monterey, California, USA,2006.

[6] BÖHM J, MÖLLER G, SCHINDELEGGER M, et al. Development of an Improved Empirical Model for Slant Delays in the Troposphere (GPT2w)[J]. *GPS Solutions*, 2015, 19(3): 433-441.

[7] LANDSKRON D, BÖHM J. VMF3/GPT3: Refined Discrete and Empirical Troposphere Mapping Functions [J]. *Journal of Geodesy*, 2018, 92(4): 349-360.

[8] NIELL A E. Global Mapping Functions for the Atmosphere Delay at Radio Wavelengths[J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 1996, 101 (B2): 3227-3246.

[9] BOEHM J, NIELL A, TREGONING P, et al. Global Mapping Function (GMF): A New Empirical Mapping Function Based on Numerical Weather Model Data [J]. *Geophysical Research Letters*, 2006, 33(7): L07304.

[10] BOEHM J, WERL B, SCHUH H. Troposphere Mapping Functions for GPS and very Long Baseline Interferometry from European Centre for Medium-Range Weather Forecasts Operational Analysis Data [J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 2006, 111(B2): 2005JB003629.

[11] FLORES A, RUFFINI G, RIUS A. 4D Tropospheric Tomography Using GPS Slant Wet Delays [J]. *Annales Geophysicae*, 2000, 18(2): 223-234.

[12] KLOBUCHAR J A. Ionospheric Time-Delay Algorithm for Single-Frequency GPS Users[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1987, AES-23(3): 325-331.

[13] NAVA B, COÏSSON P, RADICELLA S M. A New Version of the NeQuick Ionosphere Electron Density Model[J]. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, 2008, 70(15): 1856-1862.

[14] YUAN Y B, WANG N B, LI Z S, et al. The BeiDou Global Broadcast Ionospheric Delay Correction Model (BDGIM) and Its Preliminary Performance Evaluation Results[J]. *NAVIGATION*, 2019, 66 (1): 55-69.

[15] BILITZA D, ALTADILL D, TRUHLIK V, et al. International Reference Ionosphere 2016: From Ionospheric Climate to Real-Time Weather Predictions[J]. *Space Weather*, 2017, 15(2): 418-429.

[16] BUST G S, MITCHELL C N. History, Current State, and Future Directions of Ionospheric Imaging [J]. *Reviews of Geophysics*, 2008, 46 (1): 2006RG000212.

[17] CARRANO C S, GROVES K M, RINO C L. On the Relationship Between the Rate of Change of Total Electron Content Index (ROTI), Irregularity Strength (C_kL), and the Scintillation Index (S_4)[J]. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 2019, 124(3): 2099-2112.

[18] LUO X M, GU S F, LOU Y D, et al. Amplitude Scintillation Index Derived from C/N_0 Measurements Released by Common Geodetic GNSS Receivers Operating at 1 Hz[J]. *Journal of Geodesy*, 2020, 94 (2): 27.

[19] VAN DIERENDONCK A J, KLOBUCHAR J A, HUA Q. Ionospheric Scintillation Monitoring Using Commercial Single Frequency C/A Code Receivers [C]//The 6th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GPS 1993), Salt Lake City, UT,USA,1993.

[20] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning Representations by Back-Propagating Errors[J]. *Nature*, 1986, 323(6088): 533-536.

[21] CORTES C, VAPNIK V. Support-Vector Networks [J]. *Machine Learning*, 1995, 20 (3): 273-297.

[22] BREIMAN L. Random Forests [J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5-32.

[23] CHEN T Q, GUESTRIN C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System[C]//The 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, San Francisco, CA, USA, 2016.

[24] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-Based Learning Applied to Document Recogni-

tion[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1998, 86(11): 2278-2324.

[25] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation[C]//Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention—MICCAI 2015, Munich, Germany, 2015.

[26] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative Adversarial Nets[C]//The 28th International Conference on Neural Information Processing Systems, Montreal, Canada, 2014.

[27] SCARSELLI F, GORI M, TSOI A C, et al. The Graph Neural Network Model[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2009, 20(1): 61-80.

[28] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long Short-Term Memory[J]. *Neural Computation*, 1997, 9(8): 1735-1780.

[29] CHO K, VAN MERRIENBOER B, GULCEHRE C, et al. Learning Phrase Representations Using RNN Encoder-Decoder for Statistical Machine Translation[C]//The Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP), Doha, Qatar, 2014.

[30] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention Is all You Need[C]// The 31st International Conference on Neural Information Processing Systems, Long Beach, Los Angeles, USA, 2017.

[31] SHI X J, CHEN Z R, WANG H, et al. Convolutional LSTM Network: A Machine Learning Approach for Precipitation Nowcasting[C]//Advances in Neural Information Processing Systems 28 (NIPS 2015), Montreal, Canada, 2015.

[32] KARNIADAKIS G E, KEVREKIDIS I G, LU L, et al. Physics-Informed Machine Learning[J]. *Nature Reviews Physics*, 2021, 3(6): 422-440.

[33] LU L, JIN P Z, PANG G F, et al. Learning Nonlinear Operators via DeepONet Based on the Universal Approximation Theorem of Operators[J]. *Nature Machine Intelligence*, 2021, 3(3): 218-229.

[34] 王勇, 张立辉, 杨晶. 基于BP神经网络的对流层延迟预测研究[J]. 大地测量与地球动力学, 2011, 31(3): 134-137.
WANG Yong, ZHANG Lihui, YANG Jing. Study on Prediction of Zenith Tropospheric Delay by Use of BP Neural Network[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2011, 31(3): 134-137.

[35] 肖恭伟, 欧吉坤, 刘国林, 等. 基于改进的BP神经网络构建区域精密对流层延迟模型[J]. 地球物理学报, 2018, 61(8): 3139-3148.
XIAO Gongwei, OU Jikun, LIU Guolin, et al. Construction of a Regional Precise Tropospheric Delay Model Based on Improved BP Neural Network[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2018, 61(8): 3139-3148.

[36] LI J Y, ZHANG Q L, LIU L L, et al. A Refined Zenith Tropospheric Delay Model for Chinese Mainland Based on the Global Pressure and Temperature 3 (GPT3) Model and Random Forest[J]. *GPS Solutions*, 2023, 27(4): 172.

[37] DING M, HU W, JIN X, et al. A New ZTD Model Based on Permanent Ground-Based GNSS-ZTD Data[J]. *Survey Review*, 2016, 48(351): 385-391.

[38] 徐天河, 李耸, 王帅民, 等. 顾及气象数据的中国区域对流层延迟RBF神经网络优化模型[J]. 测绘学报, 2022, 51(8): 1690-1707.
XU Tianhe, LI Song, WANG Shuaimin, et al. Improved Tropospheric Delay Model for China Using RBF Neural Network and Meteorological Data[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2022, 51(8): 1690-1707.

[39] LI Q Z, BÖHM J, YUAN L G, et al. Global Zenith Wet Delay Modeling with Surface Meteorological Data and Machine Learning[J]. *GPS Solutions*, 2024, 28(1): 57.

[40] ABDELFATAH M A. Improving the Performance of Tropospheric Mapping Function in Low Elevation Angle Using Artificial Neural Network[J]. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 2023, 26(1): 129-139.

[41] LIU Y C, FAN S J, LIU Q Y, et al. VMF3-XGB: A Novel Site-Wise Tropospheric Mapping Function Based on VMF3 and Machine Learning[J]. *Measurement*, 2026, 284: 122193.

[42] DING J S, MI X L, CHEN W, et al. Forecasting of Tropospheric Delay Using AI Foundation Models in Support of Microwave Remote Sensing[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 5803019.

[43] ZHOU H Z, XU Y, ZHANG F Z, et al. A Tropospheric Delay Grid Prediction Model Based on Non-Isotropy Using NARX Neural Network[J/OL]. *Geodesy and Geodynamics*, 2026-06-22. https://doi.org/10.1016/j.geog.2026.05.004.

[44] ZHANG Z Y, SOJA B. MSWD: A Hybrid Machine-Learning Framework for Slant Wet Delay Modeling[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2026, 131(12): e2026JD046410.

[45] WEI P Z, HU F X, XIA P F, et al. Zenith Tropospheric Delay Model in Chinese Mainland Based on Geographically Convolutional Neural Network Weighted Regression and Tensor Spline Function

[J]. *GPS Solutions*, 2024, 28(4): 206.

[46] WANG L K, KUTTERER H. An Advanced Regional Integrated Water Vapor Estimation Model Utilizing Least Squares Support Vector Machine for the Upper Rhine Graben Region[J]. *GPS Solutions*, 2025, 29(1): 59.

[47] ZHANG B, YAO Y B. Precipitable Water Vapor Fusion Based on a Generalized Regression Neural Network[J]. *Journal of Geodesy*, 2021, 95(3): 36.

[48] ZHANG H X, YUAN Y B, LI W. Real-Time Wide-Area Precise Tropospheric Corrections (WAPTCs) Jointly Using GNSS and NWP Forecasts for China[J]. *Journal of Geodesy*, 2022, 96(6): 44.

[49] CROCETTI L, SCHARTNER M, ZUS F, et al. Global, Spatially Explicit Modelling of Zenith Wet Delay with XGBoost[J]. *Journal of Geodesy*, 2024, 98(4): 23.

[50] YUAN P, BALIDAKIS K, WANG J G, et al. Deep Neural Networks for Refining Vertical Modeling of Global Tropospheric Delay[J]. *Geophysical Research Letters*, 2025, 52(2): e2024GL111404.

[51] ZHENG Y X, LU C X, WU Z L, et al. Machine Learning-Based Model for Real-Time GNSS Precipitable Water Vapor Sensing[J]. *Geophysical Research Letters*, 2022, 49(3): e2021GL096408.

[52] HUANG L K, LU D H, CHEN F D, et al. A Deep Learning-Based Approach for Directly Retrieving GNSS Precipitable Water Vapor and Its Application in Typhoon Monitoring[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 4111712.

[53] LIU C, YAO Y B, XU C Q. Conventional and Neural Network-Based Water Vapor Density Model for GNSS Troposphere Tomography[J]. *GPS Solutions*, 2021, 26(1): 4.

[54] ZHANG M H, LI L J, ZHANG K F, et al. Development of an Adaptive 4-D Water Vapour Density Model for the Vertical Constraints in GNSS Tropospheric Tomography[J]. *GPS Solutions*, 2024, 28(4): 159.

[55] GHAFFARI RAZIN M R, VOOSOGHI B. Estimation of Tropospheric Wet Refractivity Using Tomography Method and Artificial Neural Networks in Iranian Case Study[J]. *GPS Solutions*, 2020, 24(3): 65.

[56] ZHANG M H, ZHANG K F, WU S Q, et al. An Improved Tropospheric Tomographic Model Based on Artificial Neural Network[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2023, 16: 4801-4819.

[57] ZHANG M H, ZHANG K F, WU S Q, et al. A Virtual-Signal Method for Enhancing the Efficacy of GNSS Tropospheric Tomography Using Artificial Neural Network Technique[J]. *GPS Solutions*, 2025, 29(4): 191.

[58] HAJI-AGHAJANY S, IZANLOU S, TASAN M, et al. High-Resolution GNSS Troposphere Tomography Through Explainable Deep Learning-Based Downscaling Framework[J]. *Satellite Navigation*, 2025, 6(1): 22.

[59] LEANDRO R F, SANTOS M C. A Neural Network Approach for Regional Vertical Total Electron Content Modelling[J]. *Studia Geophysica et Geodaetica*, 2007, 51(2): 279-292.

[60] ORUS PEREZ R. Using TensorFlow-Based Neural Network to Estimate GNSS Single Frequency Ionospheric Delay (IONONet)[J]. *Advances in Space Research*, 2019, 63(5): 1607-1618.

[61] JI E Y, MOON Y J, PARK E. Improvement of IRI Global TEC Maps by Deep Learning Based on Conditional Generative Adversarial Networks[J]. *Space Weather*, 2020, 18(5): e2019SW002411.

[62] CHEN Z, JIN M W, DENG Y, et al. Improvement of a Deep Learning Algorithm for Total Electron Content Maps: Image Completion[J]. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 2019, 124(1): 790-800.

[63] CHEN J, FANG H X, LIU Z D. The Application of a Deep Convolutional Generative Adversarial Network on Completing Global TEC Maps[J]. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 2021, 126(3): e2020JA028418.

[64] CHEN Z, ZHOU K C, LI H M, et al. Global TEC Map Fusion Through a Hybrid Deep Learning Model: RFGAN[J]. *Space Weather*, 2023, 21(1): e2022SW003341.

[65] PONIATOWSKI M, NYKIEL G, HOQUE M M, et al. Deep Learning Approach for Combining Global Ionospheric Maps for GNSS Positioning[J]. *GPS Solutions*, 2025, 29(3): 111.

[66] ITEN M, MAO S Y, PAN Y X, et al. Enhanced Real-Time Global Ionospheric Maps Using Machine Learning[J]. *GPS Solutions*, 2025, 29(3): 108.

[67] ZHUANG Y G, WANG M L, WU H X. GSI-UNet: Extracting Geomagnetic and Solar Indices Features for Real-Time Global Ionospheric Map Enhancement[J]. *Space Weather*, 2026, 24(4): e2025SW004822.

[68] GOWTAM V S, TULASI RAM S, REINISCH B, et al. A New Artificial Neural Network-Based Global Three-Dimensional Ionospheric Model (ANNIM-3D) Using Long-Term Ionospheric Observations: Pre-

liminary Results[J]. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 2019, 124(6): 4639-4657.

[69] HABARULEMA J B, OKOH D, BUREŠOVÁ D, et al. A Global 3-D Electron Density Reconstruction Model Based on Radio Occultation Data and Neural Networks[J]. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, 2021, 221: 105702.

[70] LI W, ZHAO D S, HE C Y, et al. Application of a Multi-layer Artificial Neural Network in a 3-D Global Electron Density Model Using the Long-Term Observations of COSMIC, Fengyun-3C, and Digisonde[J]. *Space Weather*, 2021, 19(3): e2020SW002605.

[71] YANG D, FANG H X. A Low-Latitude Three-Dimensional Ionospheric Electron Density Model Based on Radio Occultation Data Using Artificial Neural Networks with Prior Knowledge[J]. *Space Weather*, 2023, 21: e2022SW003299.

[72] ZHENG D Y, YAO Y B, NIE W F, et al. A New Three-Dimensional Computerized Ionospheric Tomography Model Based on a Neural Network[J]. *GPS Solutions*, 2020, 25(1): 10.

[73] MA X F, MARUYAMA T, MA G, et al. Three-Dimensional Ionospheric Tomography Using Observation Data of GPS Ground Receivers and Ionosonde by Neural Network[J]. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 2005, 110(A5): 2004JA010797.

[74] GHAFFARI RAZIN M R, VOOSOGHI B. Investigating the Performance of Wavelet Neural Networks in Ionospheric Tomography Using IGS Data over Europe[J]. *Advances in Space Research*, 2017, 59(7): 1820-1832.

[75] 郑敦勇, 姚宜斌, 聂文锋, 等. 基于机器学习集成算法的电离层层析算法迭代初值精化[J]. 地球物理学报, 2022, 65(8): 2796-2812.
ZHENG Dunyong, YAO Yibin, NIE Wenfeng, et al. Iterative Initial Value Refinement of Ionospheric Tomography Algorithm Based on Machine Learning Ensemble Algorithm[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2022, 65(8): 2796-2812.

[76] HU T Y, XU X H, LUO J. Improving the Computerized Ionospheric Tomography Performance Through a Neural Network-Based Initial IED Prediction Model[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 5800117.

[77] LINTY N, FARASIN A, FAVENZA A, et al. Detection of GNSS Ionospheric Scintillations Based on Machine Learning Decision Tree[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2019, 55(1): 303-317.

[78] LI W, JIANG Y P, JI H Y, et al. Amplitude Scintillation Detection with Geodetic GNSS Receivers Leveraging Machine Learning Decision Tree[J]. *Satellite Navigation*, 2024, 5(1): 18.

[79] HAN Z J, JIN R M, CHEN L J, et al. Estimating Ionospheric Phase Scintillation Indices in the Polar Region from 1 Hz GNSS Observations Using Machine Learning[J]. *Remote Sensing*, 2025, 17(17): 3073.

[80] 杨旭, 何祥祥, 王媛媛, 等. 一种基于机器学习算法的区域/单站ZTD组合预测模型[J]. 全球定位系统, 2022, 47(1): 98-102.
YANG Xu, HE Xiangxiang, WANG Yuanyuan, et al. A Regional/Single Station ZTD Combined Forecasting Model Based on Machine Learning Algorithm[J]. *GNSS World of China*, 2022, 47(1): 98-102.

[81] HE L, YAO Y B, XU C Q, et al. A New Global ZTD Forecast Model Based on Improved LSTM Neural Network[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2024, 17: 9606-9614.

[82] ZHANG H, YAO Y B, HU M X, et al. A Tropospheric Zenith Delay Forecasting Model Based on a Long Short-Term Memory Neural Network and Its Impact on Precise Point Positioning[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(23): 5921.

[83] ZHANG H, YAO Y B, XU C Q, et al. Transformer-Based Global Zenith Tropospheric Delay Forecasting Model[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(14): 3335.

[84] HU F X, SHA Z M, WEI P Z, et al. Deep Learning for GNSS Zenith Tropospheric Delay Forecasting Based on the Informer Model Using 11-Year ERA5 Reanalysis Data[J]. *GPS Solutions*, 2024, 28(4): 182.

[85] BEZCIOGLU M. Long-Sequence Deep Learning Frameworks for Multivariate Forecasting of Tropospheric Parameters[J]. *GPS Solutions*, 2026, 30(2): 90.

[86] LU C X, ZHENG Y X, WU Z L, et al. TropNet: A Deep Spatiotemporal Neural Network for Tropospheric Delay Modeling and Forecasting[J]. *Journal of Geodesy*, 2023, 97(4): 34.

[87] CROCETTI L, SCHARTNER M, WAREYKA-GLANER M F, et al. ZWDX: A Global Zenith Wet Delay Forecasting Model Using XGBoost[J]. *Earth, Planets and Space*, 2024, 76(1): 163.

[88] TULUNAY E, SENALP E T, RADICELLA S M, et al. Forecasting Total Electron Content Maps by Neural Network Technique[J]. *Radio Science*, 2006, 41(4): 2005RS003285.

[89] SRIVANI I, SIVA VARA PRASAD G, VENKA-

TA RATNAM D. A Deep Learning-Based Approach to Forecast Ionospheric Delays for GPS Signals[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2019, 16(8): 1180-1184.

[90] TANG J, LIU C, YANG D P, et al. Prediction of Ionospheric TEC Using a GRU Mechanism Method [J]. *Advances in Space Research*, 2024, 74(1): 260-270.

[91] LIU L, MORTON Y J, LIU Y X. ML Prediction of Global Ionospheric TEC Maps[J]. *Space Weather*, 2022, 20(9): e2022SW003135.

[92] SHI S S, ZHANG K F, WU S Q, et al. An Investigation of Ionospheric TEC Prediction Maps Over China Using Bidirectional Long Short-Term Memory Method [J]. *Space Weather*, 2022, 20 (6): e2022SW003103.

[93] GAO X, YAO Y B. A Storm-Time Ionospheric TEC Model with Multichannel Features by the Spatiotemporal ConvLSTM Network [J]. *Journal of Geodesy*, 2023, 97(1): 9.

[94] LIU R R, JIANG Y P. Ionospheric VTEC Maps Forecasting Based on Graph Neural Network with Transformers[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2025, 18: 1802-1816.

[95] ZHOU J W, CAI H T, YAN X, et al. ED-Autoformer: A New Model for Precise Global TEC Forecast [J]. *Space Weather*, 2025, 23(6): e2025SW004356.

[96] GAO X, CHENG F, LU X C, et al. Forecasting One-Day Global Ionospheric TEC Maps Based on a Modified 3D Convolution U-Net Incorporating Fused Index Features[J]. *GPS Solutions*, 2025, 30(1): 49.

[97] TURKMEN M C, LEE Y H, TAN E L. IonoBench: Evaluating Spatiotemporal Models for Ionospheric Forecasting Under Solar-Balanced and Storm-Aware Conditions[J]. *Remote Sensing*, 2025, 17(15): 2557.

[98] DE LIMA G R T, STEPHANY S, DE PAULA E R, et al. Prediction of the Level of Ionospheric Scintillation at Equatorial Latitudes in Brazil Using a Neural Network[J]. *Space Weather*, 2015, 13(8): 446-457.

[99] MCGRANAGHAN R M, MANNUCCI A J, WILSON B, et al. New Capabilities for Prediction of High-Latitude Ionospheric Scintillation: A Novel Approach with Machine Learning[J]. *Space Weather*, 2018, 16 (11): 1817-1846.

[100]ZHAO X K, LI G Z, XIE H Y, et al. The Prediction of Day-to-Day Occurrence of Low Latitude Ionospheric Strong Scintillation Using Gradient Boosting Algorithm [J]. *Space Weather*, 2021, 19 (12): e2021SW002884.

[101]LIU L, MORTON Y J, LIU Y X. Machine Learning Prediction of Storm-Time High-Latitude Ionospheric Irregularities from GNSS-Derived ROTI Maps[J]. *Geophysical Research Letters*, 2021, 48 (20): e2021GL095561.

[102]GAO Z X, CHEN Y H, AO X Z, et al. ISNet: Decomposed Dynamic Spatio-Temporal Neural Network for Ionospheric Scintillation Forecasts [J]. *Space Weather*, 2025, 23(6): e2024SW004239.

[103]ZHAN Y H, XING Z Y, XU T, et al. Prediction of Arctic Ionospheric Scintillation Using Stacked Machine Learning[J]. *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 2026, 131(3): e2025JA034935.

[104]HAJI-AGHAJANY S, ROHM W, HADAS T, et al. Machine Learning-Based Tropospheric Delay Prediction for Real-Time Precise Point Positioning Under Extreme Weather Conditions[J]. *GPS Solutions*, 2024, 29(1): 36.

[105]CHEN P X, ZHENG D Y, NIE W F, et al. Precise Point Positioning (PPP) Based on the Machine Learning-Based Ionospheric Tomography [J]. *Advances in Space Research*, 2024, 74(10): 4835-4848.

[106]LIU M J, ZHANG W X, LOU Y D, et al. A Deep Learning-Based Precipitation Nowcasting Model Fusing GNSS-PWV and Radar Echo Observations [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2025, 63: 4104209.

[107]LU C X, WANG Q F, ZHENG Y X, et al. GRENet: GNSS-Enhanced Radar Extrapolation Network for Precipitation Nowcasting [J]. *Geophysical Research Letters*, 2026, 53(10): e2025GL120787.

[108]LU C X, LUO X D, ZHENG Y X, et al. RSG-GAN: A GAN-Based Precipitation Nowcasting Model Integrating Radar QPE, GOES-16 SWD, and GNSS ZTDS[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2025, 63: 5802417.

[109]SMITH J, KAST A, GERASCHENKO A, et al. Mapping the Ionosphere with Millions of Phones [J]. *Nature*, 2024, 635(8038): 365-369.

[110]BEN BOUALLÈGUE Z, CLARE M C A, MAGNUSSON L, et al. The Rise of Data-Driven Weather Forecasting: A First Statistical Assessment of Machine Learning-Based Weather Forecasts in an Operational-Like Context [J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2024, 105(6): E864-E883.